Esercitazioni di Calcolo Parallelo: CUDA

Paolo Avogadro

DISCo, Università di Milano-Bicocca
U14, Id&aLab T36
paolo.avogadro@unimib.it
Aula Lezione T014, edificio U14, WEBEX
Martedi' 14:30 - 16:30
Giovedi' 10:30 - 11:30

Introduzione

- testo di riferimento **CUDA By Example**, by J.Sanders and E. Kandrot, scaricabile da:
  `https://developer.nvidia.com/cuda-example`
- CUDA e' un acronimo per Compute Unified Device Architecture ed e' stato sviluppato da Nvidia per sfruttare al meglio le sue GPU.
- CUDA usa lo standard PTX (Parallel Thread eXecution).
- CUDA espone le GPU come una multi-core virtual machine.
- CUDA fornisce una serie di funzioni atte a fare interagire la scheda grafica con il resto del computer.

Il cuore di un codice fatto per girare su CUDA sta nell'utilizzare accuratamente le **memorie** dedicate della GPU per poter limitare il VonNeumann bottleneck e sfruttare quindi al massimo il grande numero di ALU= Arithmetic logic Unit. In questo modo si puo' ottenere un elevato throughput di calcolo, vicino alle prestazioni teoriche che sono $\approx$ Frequenza $\times$ N di core [flop](floating point operation).

Introduzione

- testo di riferimento **CUDA By Example**, by J.Sanders and E. Kandrot, scaricabile da: `https://developer.nvidia.com/cuda-example`
- CUDA e' un acronimo per Compute Unified Device Architecture ed e' stato sviluppato da Nvidia per sfruttare al meglio le sue GPU.
- CUDA usa lo standard PTX (Parallel Thread eXecution).
- CUDA espone le GPU come una multi-core virtual machine.
- CUDA fornisce una serie di funzioni atte a fare interagire la scheda grafica con il resto del computer.

Il cuore di un codice fatto per girare su CUDA sta nell'utilizzare accuratamente le **memorie** dedicate della GPU per poter limitare il VonNeumann bottleneck e sfruttare quindi al massimo il grande numero di ALU= Arithmetic logic Unit. In questo modo si puo' ottenere un elevato throughput di calcolo, vicino alle prestazioni teoriche che sono $\approx$ Frequenza $\times$ N di core [flop](floating point operation).

Introduzione

- testo di riferimento **CUDA By Example**, by J.Sanders and E. Kandrot, scaricabile da: `https://developer.nvidia.com/cuda-example`
- CUDA e' un acronimo per Compute Unified Device Architecture ed e' stato sviluppato da Nvidia per sfruttare al meglio le sue GPU.
- CUDA usa lo standard PTX (Parallel Thread eXecution).
- CUDA espone le GPU come una multi-core virtual machine.
- CUDA fornisce una serie di funzioni atte a fare interagire la scheda grafica con il resto del computer.

Il cuore di un codice fatto per girare su CUDA sta nell'utilizzare accuratamente le **memorie** dedicate della GPU per poter limitare il VonNeumann bottleneck e sfruttare quindi al massimo il grande numero di ALU= Arithmetic logic Unit. In questo modo si puo' ottenere un elevato throughput di calcolo, vicino alle prestazioni teoriche che sono $\approx$ Frequenza $\times$ N di core [flop](floating point operation).

Introduzione

- testo di riferimento **CUDA By Example**, by J.Sanders and E. Kandrot, scaricabile da: `https://developer.nvidia.com/cuda-example`
- CUDA e' un acronimo per Compute Unified Device Architecture ed e' stato sviluppato da Nvidia per sfruttare al meglio le sue GPU.
- CUDA usa lo standard PTX (Parallel Thread eXecution).
- CUDA espone le GPU come una multi-core virtual machine.
- CUDA fornisce una serie di funzioni atte a fare interagire la scheda grafica con il resto del computer.

Il cuore di un codice fatto per girare su CUDA sta nell'utilizzare accuratamente le **memorie** dedicate della GPU per poter limitare il VonNeumann bottleneck e sfruttare quindi al massimo il grande numero di ALU= Arithmetic logic Unit. In questo modo si puo' ottenere un elevato throughput di calcolo, vicino alle prestazioni teoriche che sono $\approx$ Frequenza $\times$ N di core [flop](floating point operation).

Introduzione

- testo di riferimento **CUDA By Example**, by J.Sanders and E. Kandrot, scaricabile da: `https://developer.nvidia.com/cuda-example`
- CUDA e' un acronimo per Compute Unified Device Architecture ed e' stato sviluppato da Nvidia per sfruttare al meglio le sue GPU.
- CUDA usa lo standard PTX (Parallel Thread eXecution).
- CUDA espone le GPU come una multi-core virtual machine.
- CUDA fornisce una serie di funzioni atte a fare interagire la scheda grafica con il resto del computer.

Il cuore di un codice fatto per girare su CUDA sta nell'utilizzare accuratamente le **memorie** dedicate della GPU per poter limitare il VonNeumann bottleneck e sfruttare quindi al massimo il grande numero di ALU= Arithmetic logic Unit. In questo modo si puo' ottenere un elevato throughput di calcolo, vicino alle prestazioni teoriche che sono $\approx$ Frequenza $\times$ N di core [flop](floating point operation).

Introduzione

- testo di riferimento **CUDA By Example**, by J.Sanders and E. Kandrot, scaricabile da: `https://developer.nvidia.com/cuda-example`
- CUDA e' un acronimo per Compute Unified Device Architecture ed e' stato sviluppato da Nvidia per sfruttare al meglio le sue GPU.
- CUDA usa lo standard PTX (Parallel Thread eXecution).
- CUDA espone le GPU come una multi-core virtual machine.
- CUDA fornisce una serie di funzioni atte a fare interagire la scheda grafica con il resto del computer.

Il cuore di un codice fatto per girare su CUDA sta nell'utilizzare accuratamente le **memorie** dedicate della GPU per poter limitare il VonNeumann bottleneck e sfruttare quindi al massimo il grande numero di ALU= Arithmetic logic Unit. In questo modo si puo' ottenere un elevato throughput di calcolo, vicino alle prestazioni teoriche che sono $\approx$ Frequenza $\times$ N di core [flop](floating point operation).

Von Neumann bottleneck?

Gli informatici lo conoscono bene...

- Un'**operazione** tra 2 float (4 byte ognuno) puo' richiedere 1-2 cicli di clock
- **Richiamare** (fetch) i due numeri dalla memoria principale richiede $\sim$ 100 cicli (`https://developers.redhat.com/blog/2016/03/01/reducing-memory-access-times-with-caches/`)

Il costo totale dell'esecuzione diventa 101 cicli!!!! Durante la maggior parte del tempo l'unita' di calcolo del processore (**ALU**) e' in stato di **idle**: non fa nulla!

Von Neumann bottleneck?

UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI MILANO BICOCCA

Gli informatici lo conoscono bene...

- Un'**operazione** tra 2 float (4 byte ognuno) puo' richiedere 1-2 cicli di clock
- **Richiamare** (fetch) i due numeri dalla memoria principale richiede $\sim$ 100 cicli (`https://developers.redhat.com/blog/2016/03/01/reducing-memory-access-times-with-caches/`)

Il costo totale dell'esecuzione diventa 101 cicli!!!! Durante la maggior parte del tempo l'unita' di calcolo del processore (**ALU**) e' in stato di **idle**: non fa nulla!

Von Neumann bottleneck?

Gli informatici lo conoscono bene...

- Un'**operazione** tra 2 float (4 byte ognuno) puo' richiedere 1-2 cicli di clock
- **Richiamare** (fetch) i due numeri dalla memoria principale richiede $\sim$ 100 cicli (`https://developers.redhat.com/blog/2016/03/01/reducing-memory-access-times-with-caches/`)

Il costo totale dell'esecuzione diventa 101 cicli!!!! Durante la maggior parte del tempo l'unita' di calcolo del processore (**ALU**) e' in stato di **idle**: non fa nulla!

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel**
   - e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul **device** (e' una funzione che gira sul device);
   - **non** puo' essere ricorsiva ... ma dalle c.c. 3.5 si puo' avere dynamic parallelism `https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide/index.html#cuda-dynamic-parallelism` `https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/dynamic-parallelism#:~:text=8.3.,1%20Dynamic%20Parallelism&text=Basically%2C%20a%20child%20CUDA%20kernel,without%20CPU%20involvement%20%5B136%5D.`
   - I kernel sono asincroni, ergo restituiscono **immediatamente** il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare... Visto che ci sono sia una CPU che una GPU, non ha senso *bloccare* l'una mentre l'altra lavora!

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel**
   - e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul **device** (e' una funzione che gira sul device);
   - **non** puo' essere ricorsiva ... ma dalle c.c. 3.5 si puo' avere dynamic parallelism https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide/index.html#cuda-dynamic-parallelism https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/dynamic-parallelism#:~:text=8.3.,1%20Dynamic%20Parallelism&text=Basically%2C%20a%20child%20CUDA%20kernel,without%20CPU%20involvement%20%5B136%5D.
   - I kernel sono asincroni, ergo restituiscono **immediatamente** il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare... Visto che ci sono sia una CPU che una GPU, non ha senso *bloccare* l'una mentre l'altra lavora!

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel**
   - e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul **device** (e' una funzione che gira sul device);
   - **non** puo' essere ricorsiva ... ma dalle c.c. 3.5 si puo' avere dynamic parallelism https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide/index.html#cuda-dynamic-parallelism https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/dynamic-parallelism#:~:text=8.3.,1%20Dynamic%20Parallelism&text=Basically%2C%20a%20child%20CUDA%20kernel,without%20CPU%20involvement%20%5B136%5D.
   - I kernel sono asincroni, ergo restituiscono **immediatamente** il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare... Visto che ci sono sia una CPU che una GPU, non ha senso *bloccare* l'una mentre l'altra lavora!

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel**
   - e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul **device** (e' una funzione che gira sul device);
   - **non** puo' essere ricorsiva ... ma dalle c.c. 3.5 si puo' avere dynamic parallelism https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide/index.html#cuda-dynamic-parallelism https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/dynamic-parallelism#:~:text=8.3.,1%20Dynamic%20Parallelism&text=Basically%2C%20a%20child%20CUDA%20kernel,without%20CPU%20involvement%20%5B136%5D.
   - I kernel sono asincroni, ergo restituiscono **immediatamente** il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare... Visto che ci sono sia una CPU che una GPU, non ha senso *bloccare* l'una mentre l'altra lavora!

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel**
   - e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul **device** (e' una funzione che gira sul device);
   - **non** puo' essere ricorsiva ... ma dalle c.c. 3.5 si puo' avere dynamic parallelism `https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide/index.html#cuda-dynamic-parallelism` `https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/dynamic-parallelism#:~:text=8.3.,1%20Dynamic%20Parallelism&text=Basically%2C%20a%20child%20CUDA%20kernel,without%20CPU%20involvement%20%5B136%5D.`
   - I kernel sono asincroni, ergo restituiscono **immediatamente** il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare... Visto che ci sono sia una CPU che una GPU, non ha senso *bloccare* l'una mentre l'altra lavora!

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel**
   - e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul **device** (e' una funzione che gira sul device);
   - **non** puo' essere ricorsiva ... ma dalle c.c. 3.5 si puo' avere dynamic parallelism `https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide/index.html#cuda-dynamic-parallelism` `https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/dynamic-parallelism#:~:text=8.3.,1%20Dynamic%20Parallelism&text=Basically%2C%20a%20child%20CUDA%20kernel,without%20CPU%20involvement%20%5B136%5D.`
   - I kernel sono asincroni, ergo restituiscono **immediatamente** il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare... Visto che ci sono sia una CPU che una GPU, non ha senso *bloccare* l'una mentre l'altra lavora!

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel**
   - e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul **device** (e' una funzione che gira sul device);
   - **non** puo' essere ricorsiva ... ma dalle c.c. 3.5 si puo' avere dynamic parallelism `https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide/index.html#cuda-dynamic-parallelism` `https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/dynamic-parallelism#:~:text=8.3.,1%20Dynamic%20Parallelism&text=Basically%2C%20a%20child%20CUDA%20kernel,without%20CPU%20involvement%20%5B136%5D.`
   - I kernel sono asincroni, ergo restituiscono **immediatamente** il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare... Visto che ci sono sia una CPU che una GPU, non ha senso *bloccare* l'una mentre l'altra lavora!

La struttura fisica

1. Cuda core (noti anche come: Streaming processor (**SP**), shader.) e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le **ALU** che lavorano in float-int (nelle schede piu' vecchie).
2. Streaming Multiprocessor **(SM)**: e' una unita' fisica di una scheda grafica, che racchiude:
   - un certo numero di **SP** (qualche decina)
   - vari tipi di memoria dedicata
   - unita' speciali di calcolo SFU (p.es. funzioni trascendenti)
   - unita' di Load/Store
   - etc...

La struttura fisica

1. Cuda core (noti anche come: Streaming processor (**SP**), shader.) e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le **ALU** che lavorano in float-int (nelle schede piu' vecchie).
2. Streaming Multiprocessor **(SM)**: e' una unita' fisica di una scheda grafica, che racchiude:
   - un certo numero di **SP** (qualche decina)
   - vari tipi di memoria dedicata
   - unita' speciali di calcolo SFU (p.es. funzioni trascendenti)
   - unita' di Load/Store
   - etc...

La struttura fisica

1. Cuda core (noti anche come: Streaming processor (**SP**), shader.) e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le **ALU** che lavorano in float-int (nelle schede piu' vecchie).
2. Streaming Multiprocessor **(SM)**: e' una unita' fisica di una scheda grafica, che racchiude:
   - un certo numero di **SP** (qualche decina)
   - vari tipi di memoria dedicata
   - unita' speciali di calcolo SFU (p.es. funzioni trascendenti)
   - unita' di Load/Store
   - etc...

La struttura fisica

UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI MILANO BICOCCA

1. Cuda core (noti anche come: Streaming processor (**SP**), shader.) e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le **ALU** che lavorano in float-int (nelle schede piu' vecchie).
2. Streaming Multiprocessor **(SM)**: e' una unita' fisica di una scheda grafica, che racchiude:
   - un certo numero di **SP** (qualche decina)
   - vari tipi di memoria dedicata
   - unita' speciali di calcolo SFU (p.es. funzioni trascendenti)
   - unita' di Load/Store
   - etc...

La struttura fisica

1. Cuda core (noti anche come: Streaming processor (**SP**), shader.) e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le **ALU** che lavorano in float-int (nelle schede piu' vecchie).
2. Streaming Multiprocessor **(SM)**: e' una unita' fisica di una scheda grafica, che racchiude:
   - un certo numero di **SP** (qualche decina)
   - vari tipi di memoria dedicata
   - unita' speciali di calcolo SFU (p.es. funzioni trascendenti)
   - unita' di Load/Store
   - etc...

La struttura fisica

1. Cuda core (noti anche come: Streaming processor (**SP**), shader.) e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le **ALU** che lavorano in float-int (nelle schede piu' vecchie).
2. Streaming Multiprocessor **(SM)**: e' una unita' fisica di una scheda grafica, che racchiude:
   - un certo numero di **SP** (qualche decina)
   - vari tipi di memoria dedicata
   - unita' speciali di calcolo SFU (p.es. funzioni trascendenti)
   - unita' di Load/Store
   - etc...

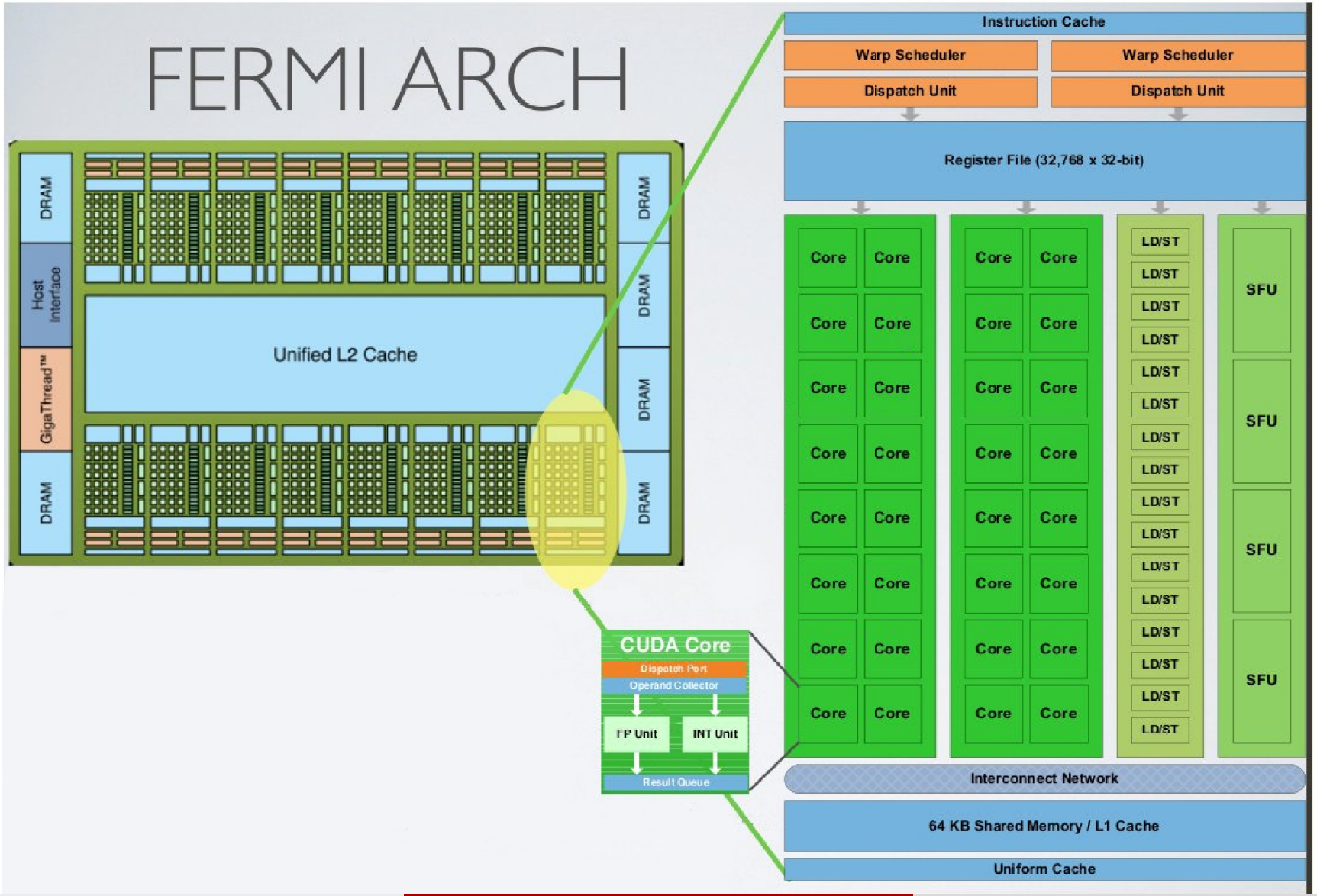
La struttura fisica

UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI MILANO BICOCCA

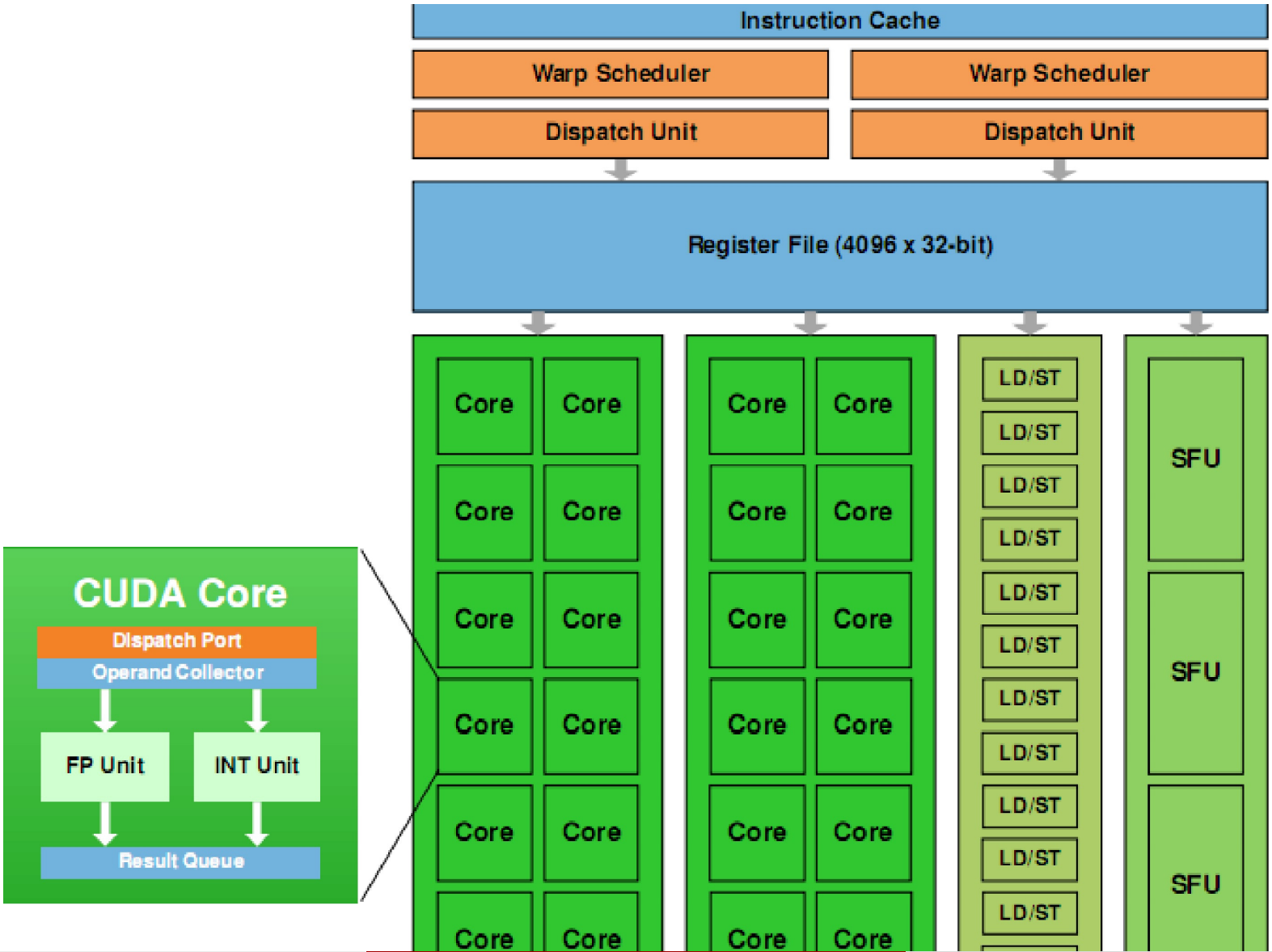
1. Cuda core (noti anche come: Streaming processor (**SP**), shader.) e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le **ALU** che lavorano in float-int (nelle schede piu' vecchie).

2. Streaming Multiprocessor **(SM)**: e' una unita' fisica di una scheda grafica, che racchiude:
   - un certo numero di **SP** (qualche decina)
   - vari tipi di memoria dedicata
   - unita' speciali di calcolo SFU (p.es. funzioni trascendenti)
   - unita' di Load/Store
   - etc...

Architettura Fermi (vecchia, siamo alla Ampere)



Dettaglio di uno Streaming Multiprocessor (Fermi)



La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
   - Occhio un thread da **solo** non viene mai lanciato! i thread vengono lanciati in un insieme di 32 per volta chiamato **warp** (ne riparleremo piu' avanti)
   - In qualche modo si ha una "relazione" thread $\rightarrow$ SP (Attenzione, non e' cosi' banale!)
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (`x` per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare velocemente** tra loro tramite della memoria shared (condivisa) (spiegato poi).
   - Un blocco esiste su **un solo** SM: (blocco $\rightarrow$ SM) (notiamo che la freccia va in una sola direzione!)
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). I blocchi di una *grid* sono strutturati in forma 1D, 2D (o 3D). La struttura della griglia (ma anche la struttura dei blocchi) viene definita **quando** si lancia un kernel (**runtime**).

La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
   - Occhio un thread da **solo** non viene mai lanciato! i thread vengono lanciati in un insieme di 32 per volta chiamato **warp** (ne riparleremo piu' avanti)
   - In qualche modo si ha una "relazione" thread $\rightarrow$ SP (Attenzione, non e' cosi' banale!)
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare velocemente** tra loro tramite della memoria shared (condivisa) (spiegato poi).
   - Un blocco esiste su **un solo** SM: (blocco $\rightarrow$ SM) (notiamo che la freccia va in una sola direzione!)
3. grid (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). I blocchi di una *grid* sono strutturati in forma 1D, 2D (o 3D). La struttura della griglia (ma anche la struttura dei blocchi) viene definita **quando** si lancia un kernel (**runtime**).

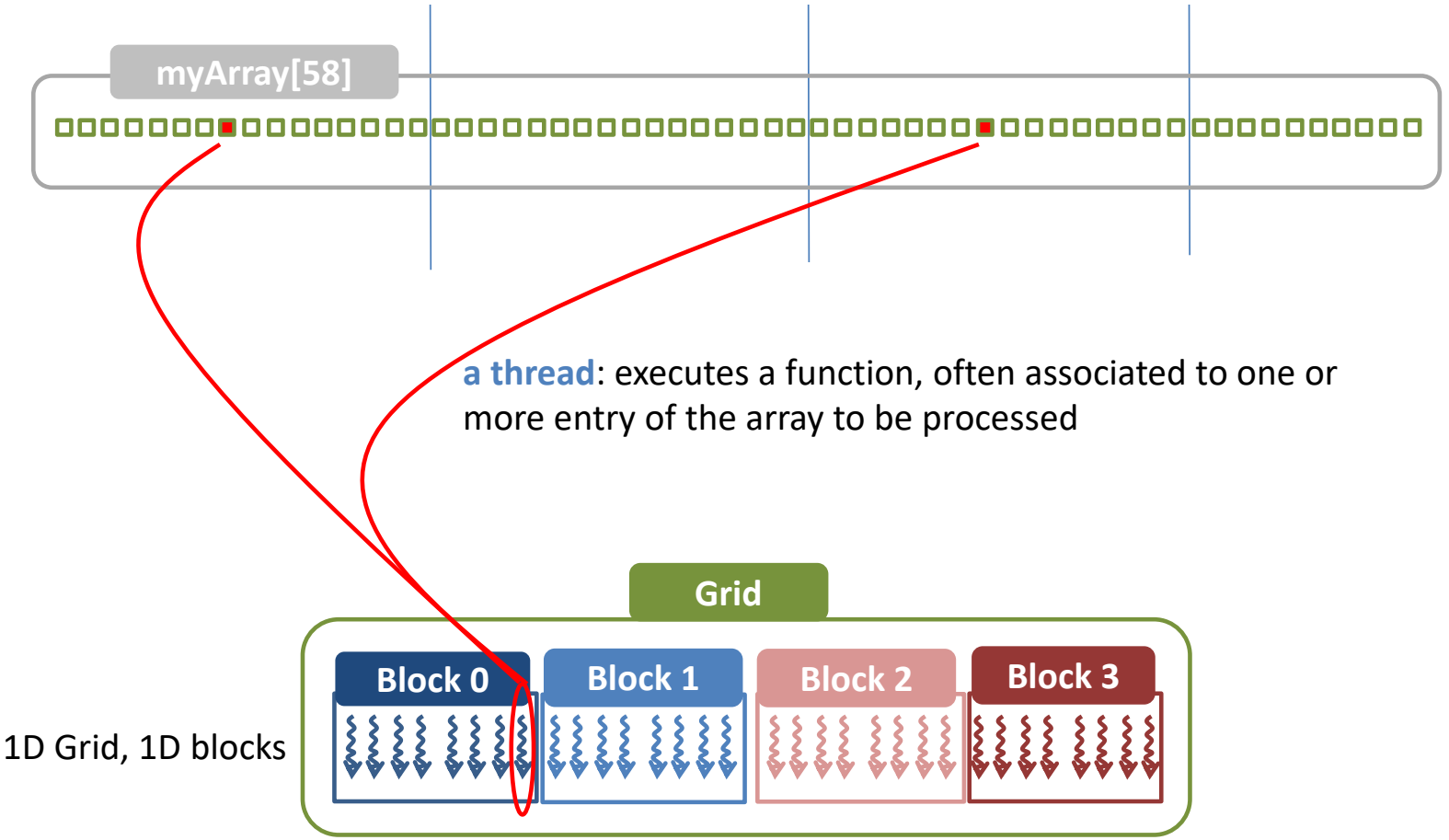
La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
   - Occhio un thread da **solo** non viene mai lanciato! i thread vengono lanciati in un insieme di 32 per volta chiamato **warp** (ne riparleremo piu' avanti)
   - In qualche modo si ha una "relazione" thread $\rightarrow$ SP (Attenzione, non e' cosi' banale!)
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare velocemente** tra loro tramite della memoria shared (condivisa) (spiegato poi).
   - Un blocco esiste su **un solo** SM: (blocco $\rightarrow$ SM) (notiamo che la freccia va in una sola direzione!)
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). I blocchi di una *grid* sono strutturati in forma 1D, 2D (o 3D). La struttura della griglia (ma anche la struttura dei blocchi) viene definita **quando** si lancia un kernel (**runtime**).

La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
   - Occhio un thread da **solo** non viene mai lanciato! i thread vengono lanciati in un insieme di 32 per volta chiamato **warp** (ne riparleremo piu' avanti)
   - In qualche modo si ha una "relazione" thread $\rightarrow$ SP (Attenzione, non e' cosi' banale!)
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare velocemente** tra loro tramite della memoria shared (condivisa) (spiegato poi).
   - Un blocco esiste su **un solo** SM: (blocco $\rightarrow$ SM) (notiamo che la freccia va in una sola direzione!)
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). I blocchi di una *grid* sono strutturati in forma 1D, 2D (o 3D). La struttura della griglia (ma anche la struttura dei blocchi) viene definita **quando** si lancia un kernel (**runtime**).

La struttura logica visualizzata



The **grid** often times has a structure (1D, 2D, 3D) which follows the **array** to be processed: this helps the programmer to map the **threads** of the grid to the entries of the array!

Occhio: di solito la grid e' piu' grande degli array su cui lavorare!

Compilare e lanciare codici sul server

- per compilare sul server: `module load cuda/7.0` (obsoleto, ora il compilatore e' disponibile subito)
- i codici vanno salvati con estensione `.cu`
- un codice C necessita dell'header: `#include <cuda.h>`
- la compliazione avviene tramite `nvcc codice.cu -o codice.x` (ci sara' una parte del codice compilata da un compilatore per la cpu e uno per la gpu)
- per indicare al compilatore che il codice prodotto deve girare su un hardware con compute capabilites maggiore di, per esempio 1.3: `nvcc -arch=sm_13` (o per esempio `sm_75` per chi ha una Turing)

ci sono poi una serie di flag che possono essere usate al momento della compilazione:

- `-G` compila per debuggare il codice GPU.
- `-ptxas-options=-v` mostra l'utilizzo dei registri di memoria
- `-use_fast_math` usa librerie matematiche veloci
- `-maxregcount<N>` limita il numro di registri

Compilare e lanciare codici sul server

- per compilare sul server: `module load cuda/7.0` (obsoleto, ora il compilatore e' disponibile subito)
- i codici vanno salvati con estensione `.cu`
- un codice C necessita dell'header: `#include <cuda.h>`
- la compliazione avviene tramite `nvcc codice.cu -o codice.x` (ci sara' una parte del codice compilata da un compilatore per la cpu e uno per la gpu)
- per indicare al compilatore che il codice prodotto deve girare su un hardware con compute capabilites maggiore di, per esempio 1.3: `nvcc -arch=sm_13` (o per esempio `sm_75` per chi ha una Turing)

ci sono poi una serie di flag che possono essere usate al momento della compilazione:

- `-G` compila per debuggare il codice GPU.
- `-ptxas-options=-v` mostra l'utilizzo dei registri di memoria
- `-use_fast_math` usa librerie matematiche veloci
- `-maxregcount<N>` limita il numro di registri

Interrogare i device

Puo' essere utile interrogare il computer in modo da ottenere informazioni sul device in utilizzo (e' possibile, per esempio, che sullo stesso computer ci sia piu' di un device CUDA)

- `cudaGetDeviceCount( &count ) )`

Esistono quindi dei tipi predefiniti di CUDA che contengono le proprieta' dei device su ogni macchina, in particolare:

```
#include <stdio.h>
#include <cuda.h>

int main() {
  int nDevices;                          // indice delle schede sull'host

  cudaGetDeviceCount(&nDevices);         //
  for (int i = 0; i < nDevices; i++) {   // cicla su tutte le schede
    cudaDeviceProp prop;                 // definisci l'oggetto proprita'
    cudaGetDeviceProperties(&prop, i);   // riempi l'oggetto
    printf("Device Number: %d\n", i);    //   stampa a video i risultati
    printf("  Device name: %s\n", prop.name);
    printf("  Memory Clock Rate (KHz): %d\n", prop.memoryClockRate);
    printf("  Memory Bus Width (bits): %d\n", prop.memoryBusWidth);
    printf("  Peak Memory Bandwidth (GB/s): %f\n\n",
           2.0*prop.memoryClockRate*(prop.memoryBusWidth/8)/1.0e6);
  }
}
```

Un codice con un kernel che non fa nulla

In questo esempio vediamo la prima definizione di un kernel (che ricordo e' una funzione che gira sulla gpu), e lanciamo il kernel stesso all'interno del main:

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void) {}    // definisce un esempio di kernel cuda

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();     // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("hello \n");       // con 1 blocco e 1 thread per blocco.
   return 0;
}
```

- si noti la scrittura `__global__` davanti al kernel. Questa avverte il compilatore che quanto segue deve essere compilato per girare su device
- si noti l'uso delle cosiddette **triple angle brackets** `<<<1,1>>>` dietro al nome della funzione `miokernel` e prima del kernel stesso (spiegate nel dettaglio in seguito). Le triple parentesi angolari contengono "gli argomenti di lancio" del kernel.

Un codice con un kernel che non fa nulla

In questo esempio vediamo la prima definizione di un kernel (che ricordo e' una funzione che gira sulla gpu), e lanciamo il kernel stesso all'interno del main:

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void) {}    // definisce un esempio di kernel cuda

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();     // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("hello \n");       // con 1 blocco e 1 thread per blocco.
   return 0;
}
```

- si noti la scrittura `__global__` davanti al kernel. Questa avverte il compilatore che quanto segue deve essere compilato per girare su device
- si noti l'uso delle cosiddette **triple angle brackets** `<<<1,1>>>` dietro al nome della funzione `miokernel` e prima del kernel stesso (spiegate nel dettaglio in seguito). Le triple parentesi angolari contengono "gli argomenti di lancio" del kernel.

Un codice con un kernel che non fa nulla

In questo esempio vediamo la prima definizione di un kernel (che ricordo e' una funzione che gira sulla gpu), e lanciamo il kernel stesso all'interno del main:

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void) {}    // definisce un esempio di kernel cuda

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();     // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("hello \n");       // con 1 blocco e 1 thread per blocco.
   return 0;
}
```

- si noti la scrittura `__global__` davanti al kernel. Questa avverte il compilatore che quanto segue deve essere compilato per girare su device
- si noti l'uso delle cosiddette **triple angle brackets** `<<<1,1>>>` dietro al nome della funzione `miokernel` e prima del kernel stesso (spiegate nel dettaglio in seguito). Le triple parentesi angolari contengono "gli argomenti di lancio" del kernel.

Un'altro kernel che non fa nulla...

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void)
{
  printf("Ciao dal device\n"); // con c.c. >=2.0 printf funge dentro i kernel
}

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();          // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("Ciao dall'host \n");
   return 0;
}
```

- Qual'e' il risultato dell'esecuzione di questo codice? (dipende dove gira!)
- Questo codice **non** fa stampare a video: *Ciao dal device*
- I kernel sono **ASINCRONI**, ovvero restituiscono il controllo al programma chiamante immediatamente, che in questo caso dice *Ciao dall'host* e termina l'esecuzione...
- ...prima che il device abbia completato la propria esecuzione!
- Per fare funzionare il codice, bisogna mettere (per esempio), prima della fine del programma un: `cudaDeviceSynchronize()`. E' una funzione che controlla che i kernel abbiano eseguito prima di ridare controllo al programma chiamante
- Attenzione, `cudaMemcopy()` non sincronizza il `printf` (testato da me)!

Un'altro kernel che non fa nulla...

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void)
{
  printf("Ciao dal device\n"); // con c.c. >=2.0 printf funge dentro i kernel
}

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();          // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("Ciao dall'host \n");
   return 0;
}
```

- Qual'e' il risultato dell'esecuzione di questo codice? (dipende dove gira!)
- Questo codice **non** fa stampare a video: *Ciao dal device*
- I kernel sono **ASINCRONI**, ovvero restituiscono il controllo al programma chiamante immediatamente, che in questo caso dice *Ciao dall'host* e termina l'esecuzione...
- ...prima che il device abbia completato la propria esecuzione!
- Per fare funzionare il codice, bisogna mettere (per esempio), prima della fine del programma un: `cudaDeviceSynchronize()`. E' una funzione che controlla che i kernel abbiano eseguito prima di ridare controllo al programma chiamante
- Attenzione, `cudaMemcopy()` non sincronizza il `printf` (testato da me)!

Un'altro kernel che non fa nulla...

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void)
{
  printf("Ciao dal device\n"); // con c.c. >=2.0 printf funge dentro i kernel
}

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();          // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("Ciao dall'host \n");
   return 0;
}
```

- Qual'e' il risultato dell'esecuzione di questo codice? (dipende dove gira!)
- Questo codice **non** fa stampare a video: *Ciao dal device*
- I kernel sono **ASINCRONI**, ovvero restituiscono il controllo al programma chiamante immediatamente, che in questo caso dice *Ciao dall'host* e termina l'esecuzione...
- ...prima che il device abbia completato la propria esecuzione!
- Per fare funzionare il codice, bisogna mettere (per esempio), prima della fine del programma un: `cudaDeviceSynchronize()`. E' una funzione che controlla che i kernel abbiano eseguito prima di ridare controllo al programma chiamante
- Attenzione, `cudaMemcopy()` non sincronizza il `printf` (testato da me)!

Un'altro kernel che non fa nulla...

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void)
{
  printf("Ciao dal device\n"); // con c.c. >=2.0 printf funge dentro i kernel
}

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();          // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("Ciao dall'host \n");
   return 0;
}
```

- Qual'e' il risultato dell'esecuzione di questo codice? (dipende dove gira!)
- Questo codice **non** fa stampare a video: *Ciao dal device*
- I kernel sono **ASINCRONI**, ovvero restituiscono il controllo al programma chiamante immediatamente, che in questo caso dice *Ciao dall'host* e termina l'esecuzione...
- ...prima che il device abbia completato la propria esecuzione!
- Per fare funzionare il codice, bisogna mettere (per esempio), prima della fine del programma un: `cudaDeviceSynchronize()`. E' una funzione che controlla che i kernel abbiano eseguito prima di ridare controllo al programma chiamante
- Attenzione, `cudaMemcopy()` non sincronizza il `printf` (testato da me)!

Un'altro kernel che non fa nulla...


```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void)
{
  printf("Ciao dal device\n"); // con c.c. >=2.0 printf funge dentro i kernel
}

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();          // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("Ciao dall'host \n");
   return 0;
}
```

- Qual'e' il risultato dell'esecuzione di questo codice? (dipende dove gira!)
- Questo codice **non** fa stampare a video: *Ciao dal device*
- I kernel sono **ASINCRONI**, ovvero restituiscono il controllo al programma chiamante immediatamente, che in questo caso dice *Ciao dall'host* e termina l'esecuzione...
- ...prima che il device abbia completato la propria esecuzione!
- Per fare funzionare il codice, bisogna mettere (per esempio), prima della fine del programma un: `cudaDeviceSynchronize()`. E' una funzione che controlla che i kernel abbiano eseguito prima di ridare controllo al programma chiamante
- Attenzione, `cudaMemcopy()` non sincronizza il `printf` (testato da me)!

Un'altro kernel che non fa nulla...

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void)
{
  printf("Ciao dal device\n"); // con c.c. >=2.0 printf funge dentro i kernel
}

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();          // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("Ciao dall'host \n");
   return 0;
}
```

- Qual'e' il risultato dell'esecuzione di questo codice? (dipende dove gira!)
- Questo codice **non** fa stampare a video: *Ciao dal device*
- I kernel sono **ASINCRONI**, ovvero restituiscono il controllo al programma chiamante immediatamente, che in questo caso dice *Ciao dall'host* e termina l'esecuzione...
- ...prima che il device abbia completato la propria esecuzione!
- Per fare funzionare il codice, bisogna mettere (per esempio), prima della fine del programma un: `cudaDeviceSynchronize()`. E' una funzione che controlla che i kernel abbiano eseguito prima di ridare controllo al programma chiamante
- Attenzione, `cudaMemcopy()` non sincronizza il `printf` (testato da me)!

Un'altro kernel che non fa nulla...

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void)
{
  printf("Ciao dal device\n"); // con c.c. >=2.0 printf funge dentro i kernel
}

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();          // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("Ciao dall'host \n");
   return 0;
}
```

- Qual'e' il risultato dell'esecuzione di questo codice? (dipende dove gira!)
- Questo codice **non** fa stampare a video: *Ciao dal device*
- I kernel sono **ASINCRONI**, ovvero restituiscono il controllo al programma chiamante immediatamente, che in questo caso dice *Ciao dall'host* e termina l'esecuzione...
- ...prima che il device abbia completato la propria esecuzione!
- Per fare funzionare il codice, bisogna mettere (per esempio), prima della fine del programma un: `cudaDeviceSynchronize()`. E' una funzione che controlla che i kernel abbiano eseguito prima di ridare controllo al programma chiamante
- Attenzione, `cudaMemcopy()` non sincronizza il `printf` (testato da me)!

Passare parametri ad un kernel: somma

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>
__global__ void add( int a, int b, int *c ) {
*c = a + b;      // kernel che fa la somma di due interi e deferenzia la variabile risultato
}
int main( void )
{
   int c;        // definisce una variabile c per l'host
   int *dev_c;   // definisce un puntatore ad una variabile: servira' per il device
   cudaMalloc( (void**)&dev_c, sizeof(int) ) ;  // allocca la memoria sul device
   add<<<1,1>>>( 2, 7, dev_c );                 // lancia il kernel
   cudaMemcpy( &c,  dev_c,  sizeof(int),        // copia il risultato da device a host
                    cudaMemcpyDeviceToHost ) ;
   printf( "2 + 7 = %d\n", c );
   cudaFree( dev_c );                           // libera la memoria
   return 0;
}
```

- i parametri possono essere passati ad un kernel allo stesso modo in cui si passano ad una funzione (Domanda: come si passano gli argomenti ad una funzione del C?).
- bisogna **alloccare** memoria sul device `cudaMalloc`. La prima differenza rispetto ad un normale `malloc` e' nel fatto che la memoria viene alloccata sul device rispetto che sull'host.
- il sistema tramite funzioni a runtime gestisce il passaggio di memoria da host a device (occhio che questo passaggio puo' essere molto lento)

Passare parametri ad un kernel: somma

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>
__global__ void add( int a, int b, int *c ) {
*c = a + b;      // kernel che fa la somma di due interi e deferenzia la variabile risultato
}
int main( void )
{
   int c;         // definisce una variabile c per l'host
   int *dev_c;    // definisce un puntatore ad una variabile: servira' per il device
   cudaMalloc( (void**)&dev_c, sizeof(int) ) ;  // allocca la memoria sul device
   add<<<1,1>>>( 2, 7, dev_c );                 // lancia il kernel
   cudaMemcpy( &c,  dev_c,  sizeof(int),        // copia il risultato da device a host
                    cudaMemcpyDeviceToHost ) ;
   printf( "2 + 7 = %d\n", c );
   cudaFree( dev_c );                           // libera la memoria
   return 0;
}
```

- i parametri possono essere passati ad un kernel allo stesso modo in cui si passano ad una funzione (Domanda: come si passano gli argomenti ad una funzione del C?).
- bisogna **alloccare** memoria sul device `cudaMalloc`. La prima differenza rispetto ad un normale `malloc` e' nel fatto che la memoria viene alloccata sul device rispetto che sull'host.
- il sistema tramite funzioni a runtime gestisce il passaggio di memoria da host a device (occhio che questo passaggio puo' essere molto lento)

Passare parametri ad un kernel: somma

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>
__global__ void add( int a, int b, int *c ) {
*c = a + b;      // kernel che fa la somma di due interi e deferenzia la variabile risultato
}
int main( void )
{
   int c;        // definisce una variabile c per l'host
   int *dev_c;   // definisce un puntatore ad una variabile: servira' per il device
   cudaMalloc( (void**)&dev_c, sizeof(int) ) ;  // allocca la memoria sul device
   add<<<1,1>>>( 2, 7, dev_c );                 // lancia il kernel
   cudaMemcpy( &c,  dev_c,  sizeof(int),        // copia il risultato da device a host
                    cudaMemcpyDeviceToHost ) ;
   printf( "2 + 7 = %d\n", c );
   cudaFree( dev_c );                           // libera la memoria
   return 0;
}
```

- i parametri possono essere passati ad un kernel allo stesso modo in cui si passano ad una funzione (Domanda: come si passano gli argomenti ad una funzione del C?).
- bisogna **alloccare** memoria sul device `cudaMalloc`. La prima differenza rispetto ad un normale `malloc` e' nel fatto che la memoria viene alloccata sul device rispetto che sull'host.
- il sistema tramite funzioni a runtime gestisce il passaggio di memoria da host a device (occhio che questo passaggio puo' essere molto lento)

Passare parametri ad un kernel: somma

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>
__global__ void add( int a, int b, int *c ) {
*c = a + b;      // kernel che fa la somma di due interi e deferenzia la variabile risultato
}
int main( void )
{
   int c;        // definisce una variabile c per l'host
   int *dev_c;   // definisce un puntatore ad una variabile: servira' per il device
   cudaMalloc( (void**)&dev_c, sizeof(int) ) ;  // allocca la memoria sul device
   add<<<1,1>>>( 2, 7, dev_c );                 // lancia il kernel
   cudaMemcpy( &c,  dev_c,  sizeof(int),        // copia il risultato da device a host
                    cudaMemcpyDeviceToHost ) ;
   printf( "2 + 7 = %d\n", c );
   cudaFree( dev_c );                           // libera la memoria
   return 0;
}
```

- i parametri possono essere passati ad un kernel allo stesso modo in cui si passano ad una funzione (Domanda: come si passano gli argomenti ad una funzione del C?).
- bisogna **alloccare** memoria sul device `cudaMalloc`. La prima differenza rispetto ad un normale `malloc` e' nel fatto che la memoria viene alloccata sul device rispetto che sull'host.
- il sistema tramite funzioni a runtime gestisce il passaggio di memoria da host a device (occhio che questo passaggio puo' essere molto lento)

cudaMalloc

Dato un puntatore: `int *dev_c`,
la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int))` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.
il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- il codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host (per esempio per essere chiamate poi da un kernel dentro la funzione)
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria: perche'? l'indirizzo di memoria definito da un `cudaMalloc` non ha corrispondenza nell'host.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMalloc

Dato un puntatore: `int *dev_c`,
la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int))` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.
il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- il codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host (per esempio per essere chiamate poi da un kernel dentro la funzione)
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria: perche'? l'indirizzo di memoria definito da un `cudaMalloc` non ha corrispondenza nell'host.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMalloc

Dato un puntatore: `int *dev_c`,
la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int))` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.
il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- il codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host (per esempio per essere chiamate poi da un kernel dentro la funzione)
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria: perche'? l'indirizzo di memoria definito da un `cudaMalloc` non ha corrispondenza nell'host.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMalloc

Dato un puntatore: `int *dev_c`,
la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int))` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.
il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- il codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host (per esempio per essere chiamate poi da un kernel dentro la funzione)
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria: perche'? l'indirizzo di memoria definito da un `cudaMalloc` non ha corrispondenza nell'host.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMalloc

Dato un puntatore: `int *dev_c`,
la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int))` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.
il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- il codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host (per esempio per essere chiamate poi da un kernel dentro la funzione)
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria: perche'? l'indirizzo di memoria definito da un `cudaMalloc` non ha corrispondenza nell'host.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMalloc

Dato un puntatore: `int *dev_c`,
la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int))` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.
il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- il codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host (per esempio per essere chiamate poi da un kernel dentro la funzione)
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria: perche'? l'indirizzo di memoria definito da un `cudaMalloc` non ha corrispondenza nell'host.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMalloc

Dato un puntatore: `int *dev_c`,
la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int))` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.
il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- il codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host (per esempio per essere chiamate poi da un kernel dentro la funzione)
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria: perche'? l'indirizzo di memoria definito da un `cudaMalloc` non ha corrispondenza nell'host.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMalloc

Dato un puntatore: `int *dev_c`,
la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int))` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.
il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- il codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host (per esempio per essere chiamate poi da un kernel dentro la funzione)
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria: perche'? l'indirizzo di memoria definito da un `cudaMalloc` non ha corrispondenza nell'host.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMalloc

Dato un puntatore: `int *dev_c`,
la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int))` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.
il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- il codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host (per esempio per essere chiamate poi da un kernel dentro la funzione)
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria: perche'? l'indirizzo di memoria definito da un `cudaMalloc` non ha corrispondenza nell'host.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMemcpy: copiare la memoria

Per copiare una variabile dal device all'host (o viceversa) bisogna utilizzare un comando del tipo:

```
cudaError_t cudaMemcpy ( void * dst,      // puntatore a destinazione
                         const void * src,  // puntatore a sorgente
                         size_t count,    // dimensione in byte
                         enum cudaMemcpyKind kind      // tipo di copia
)
```

Nel dettaglio nell'esempio della diapositiva precedente si ha:

```
cudaMemcpy(          &c,        // puntatore destinazione
                   dev_c,        // puntatore sorgente
           sizeof(int),         // dimensione in byte
  cudaMemcpyDeviceToHost        // copiamo DA Device A Host
          ) ;
```

Attenzione `cudaMemcpy` e' una funzione sincrona: **non** restituisce il controllo al codice chiamante prima del completamento
Ci sono altre possibili specifiche su come utilizzare la cudaMemcpy:

- `cudaMemcpyDeviceToHost`
- `cudaMemcpyHostToDevice`
- `cudaMemcpyDeviceToDevice`
- `cudaMemcpyHostToHost`

cudaMemcpy: copiare la memoria

Per copiare una variabile dal device all'host (o viceversa) bisogna utilizzare un comando del tipo:

```
cudaError_t cudaMemcpy ( void * dst,      // puntatore a destinazione
                         const void * src,  // puntatore a sorgente
                         size_t count,    // dimensione in byte
                         enum cudaMemcpyKind kind      // tipo di copia
)
```

Nel dettaglio nell'esempio della diapositiva precedente si ha:

```
    cudaMemcpy(           &c,        // puntatore destinazione
                       dev_c,        // puntatore sorgente
                 sizeof(int),        // dimensione in byte
      cudaMemcpyDeviceToHost         // copiamo DA Device A Host
              ) ;
```

Attenzione `cudaMemcpy` e' una funzione sincrona: **non** restituisce il controllo al codice chiamante prima del completamento
Ci sono altre possibili specifiche su come utilizzare la cudaMemcpy:

- `cudaMemcpyDeviceToHost`
- `cudaMemcpyHostToDevice`
- `cudaMemcpyDeviceToDevice`
- `cudaMemcpyHostToHost`

cudaMemcpy: copiare la memoria

Per copiare una variabile dal device all'host (o viceversa) bisogna utilizzare un comando del tipo:

```
cudaError_t cudaMemcpy ( void * dst,      // puntatore a destinazione
                         const void * src,  // puntatore a sorgente
                         size_t count,    // dimensione in byte
                         enum cudaMemcpyKind kind      // tipo di copia
)
```

Nel dettaglio nell'esempio della diapositiva precedente si ha:

```
   cudaMemcpy(           &c,        // puntatore destinazione
                       dev_c,       // puntatore sorgente
                  sizeof(int),      // dimensione in byte
     cudaMemcpyDeviceToHost         // copiamo DA Device A Host
              ) ;
```

Attenzione `cudaMemcpy` e' una funzione sincrona: **non** restituisce il controllo al codice chiamante prima del completamento

Ci sono altre possibili specifiche su come utilizzare la cudaMemcpy:

- `cudaMemcpyDeviceToHost`
- `cudaMemcpyHostToDevice`
- `cudaMemcpyDeviceToDevice`
- `cudaMemcpyHostToHost`

cudaMemcpy: copiare la memoria

Per copiare una variabile dal device all'host (o viceversa) bisogna utilizzare un comando del tipo:

```
cudaError_t cudaMemcpy ( void * dst,      // puntatore a destinazione
                         const void * src,    // puntatore a sorgente
                         size_t count,        // dimensione in byte
                         enum cudaMemcpyKind kind      // tipo di copia
)
```

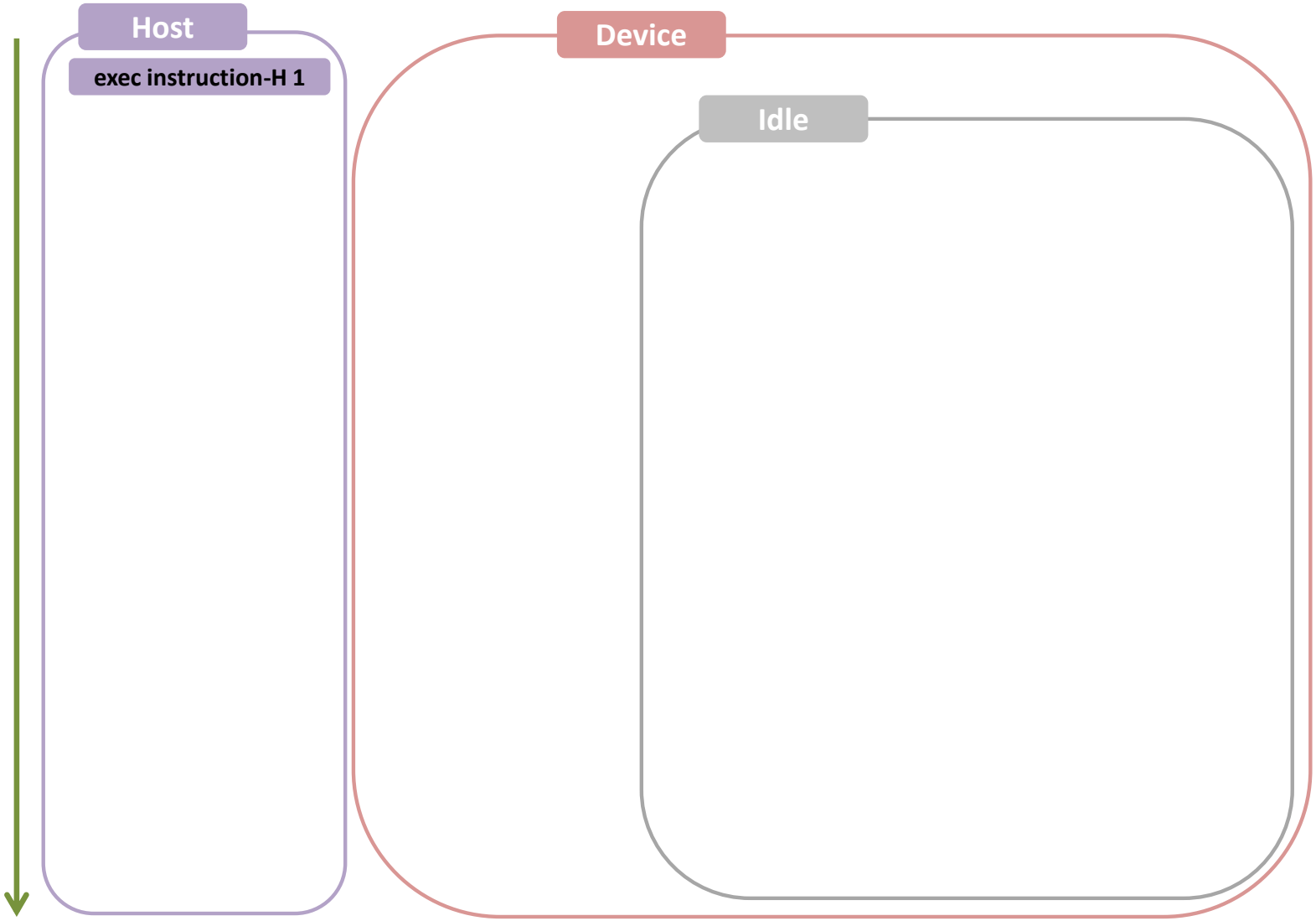
Nel dettaglio nell'esempio della diapositiva precedente si ha:

```
   cudaMemcpy(           &c,        // puntatore destinazione
                      dev_c,        // puntatore sorgente
                 sizeof(int),       // dimensione in byte
     cudaMemcpyDeviceToHost         // copiamo DA Device A Host
              ) ;
```

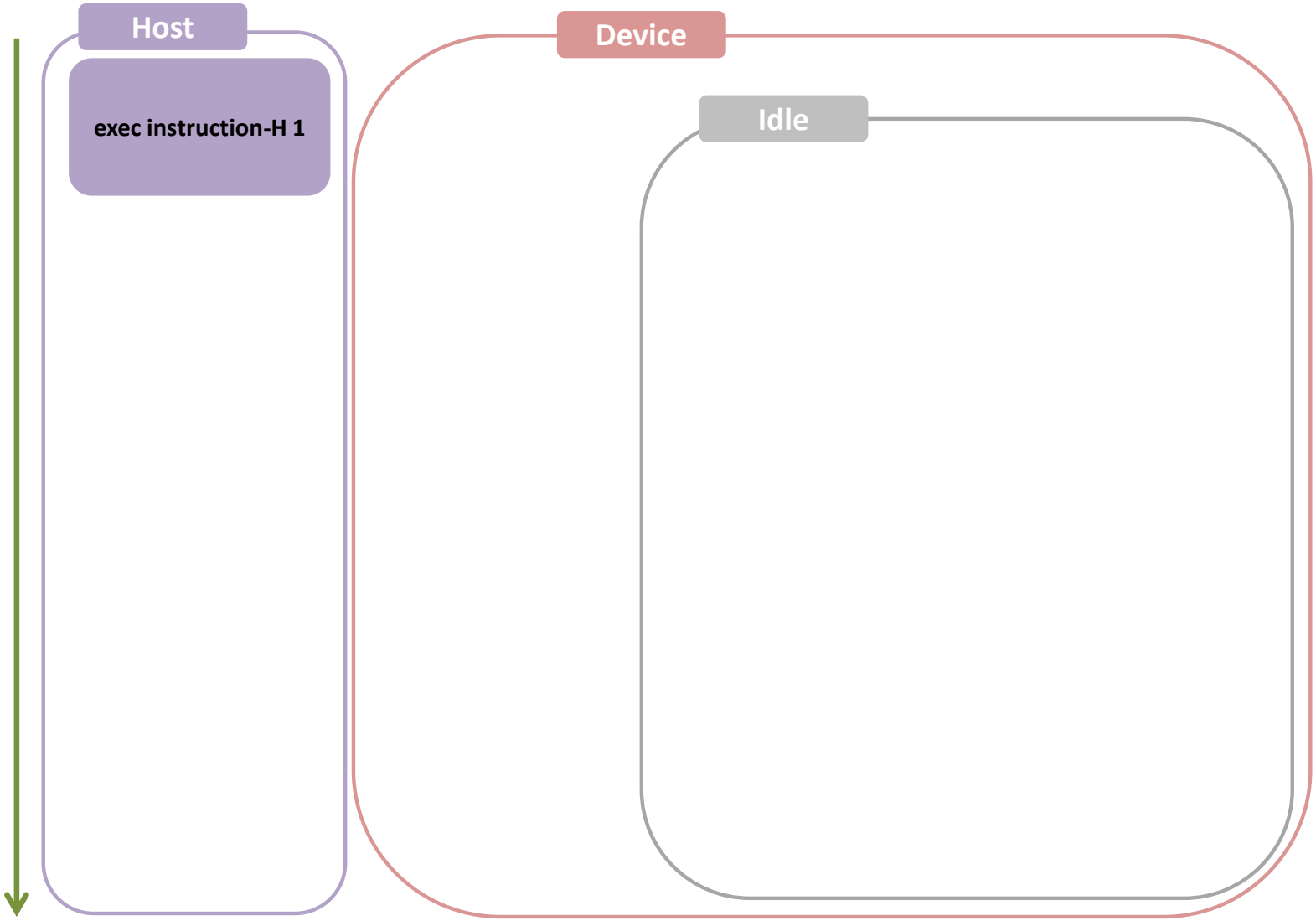
Attenzione `cudaMemcpy` e' una funzione sincrona: **non** restituisce il controllo al codice chiamante prima del completamento
Ci sono altre possibili specifiche su come utilizzare la cudaMemcpy:

- `cudaMemcpyDeviceToHost`
- `cudaMemcpyHostToDevice`
- `cudaMemcpyDeviceToDevice`
- `cudaMemcpyHostToHost`

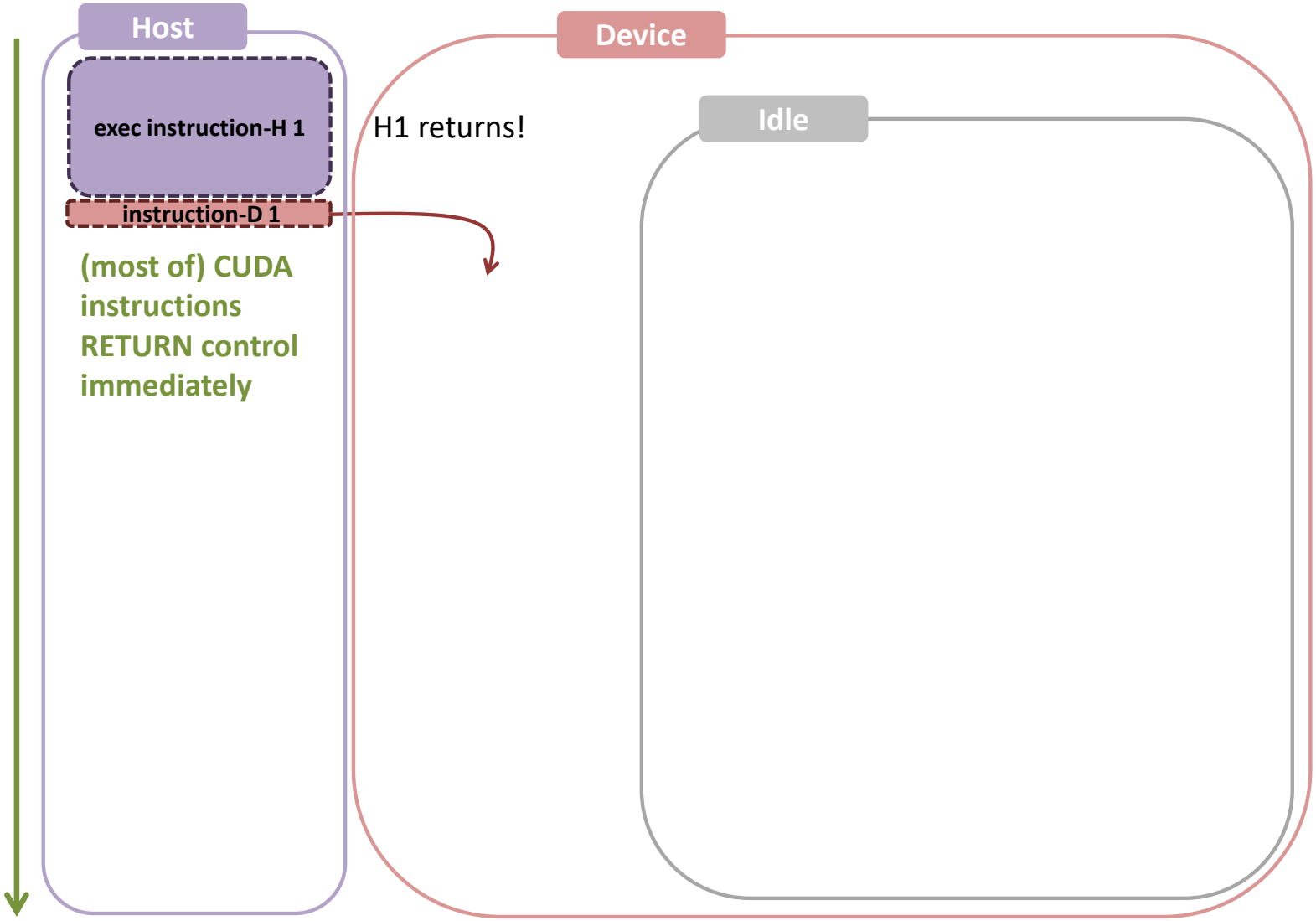
Sincronizzazione: un esempio



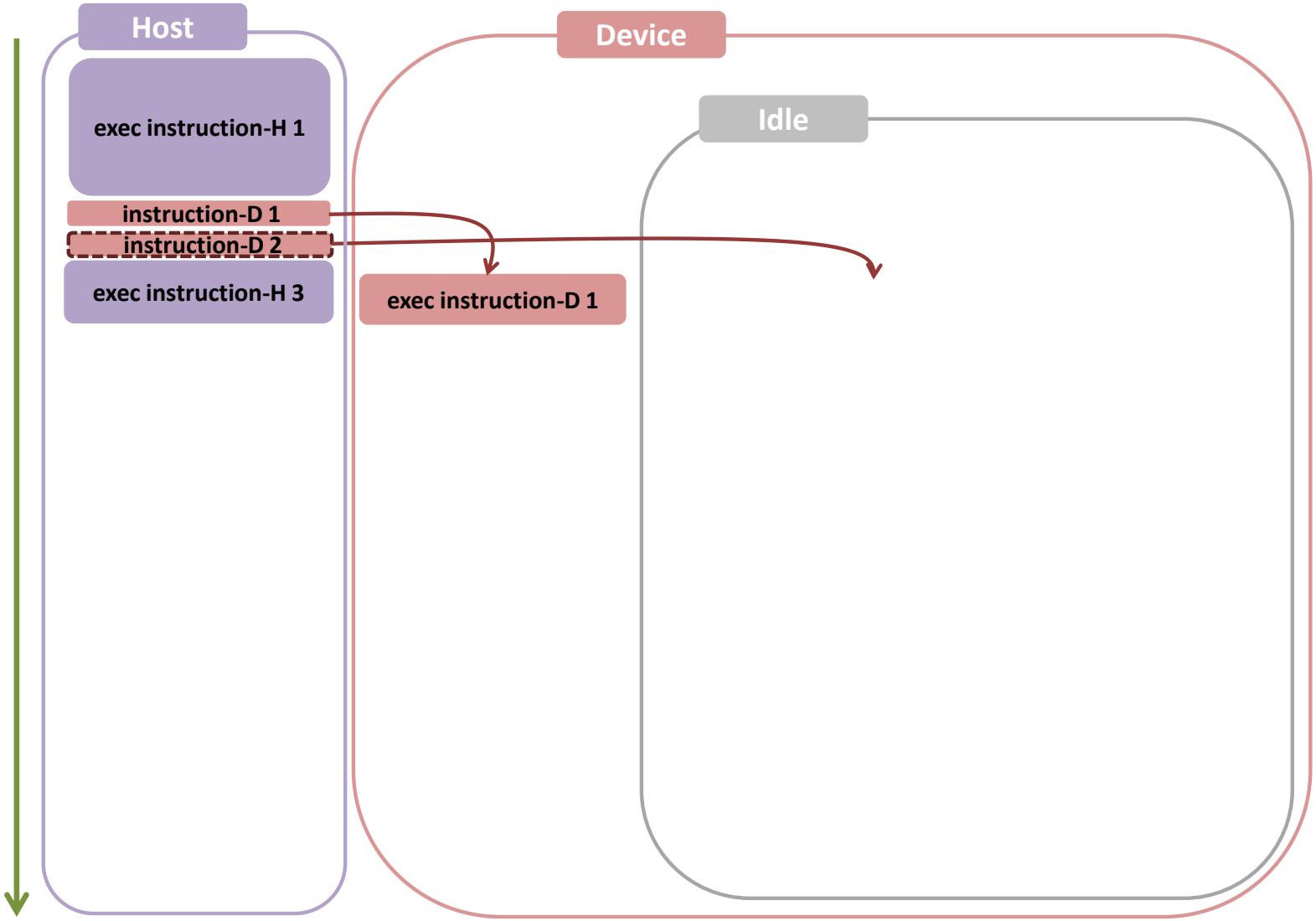
Sincronizzazione: un esempio



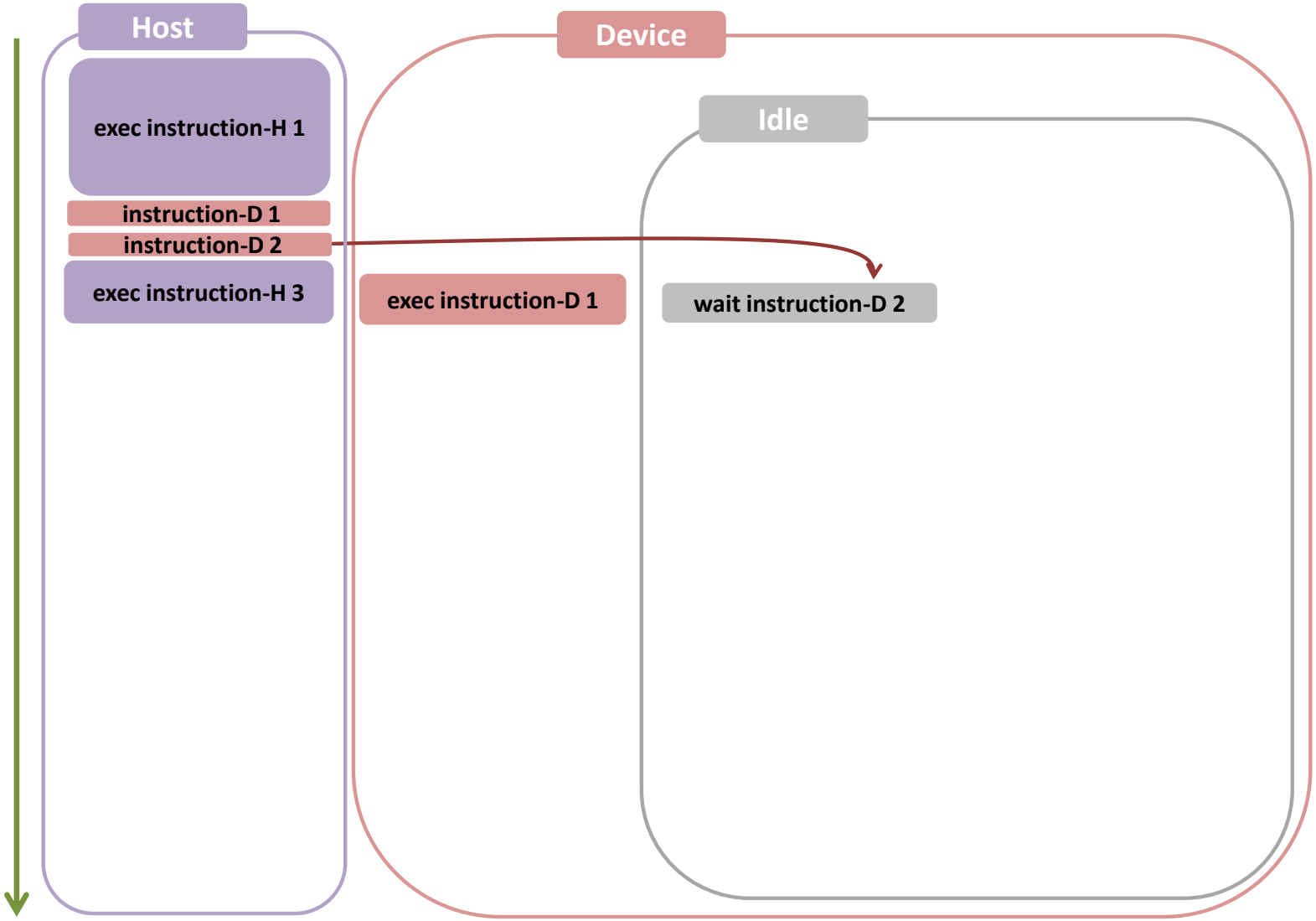
Sincronizzazione: un esempio



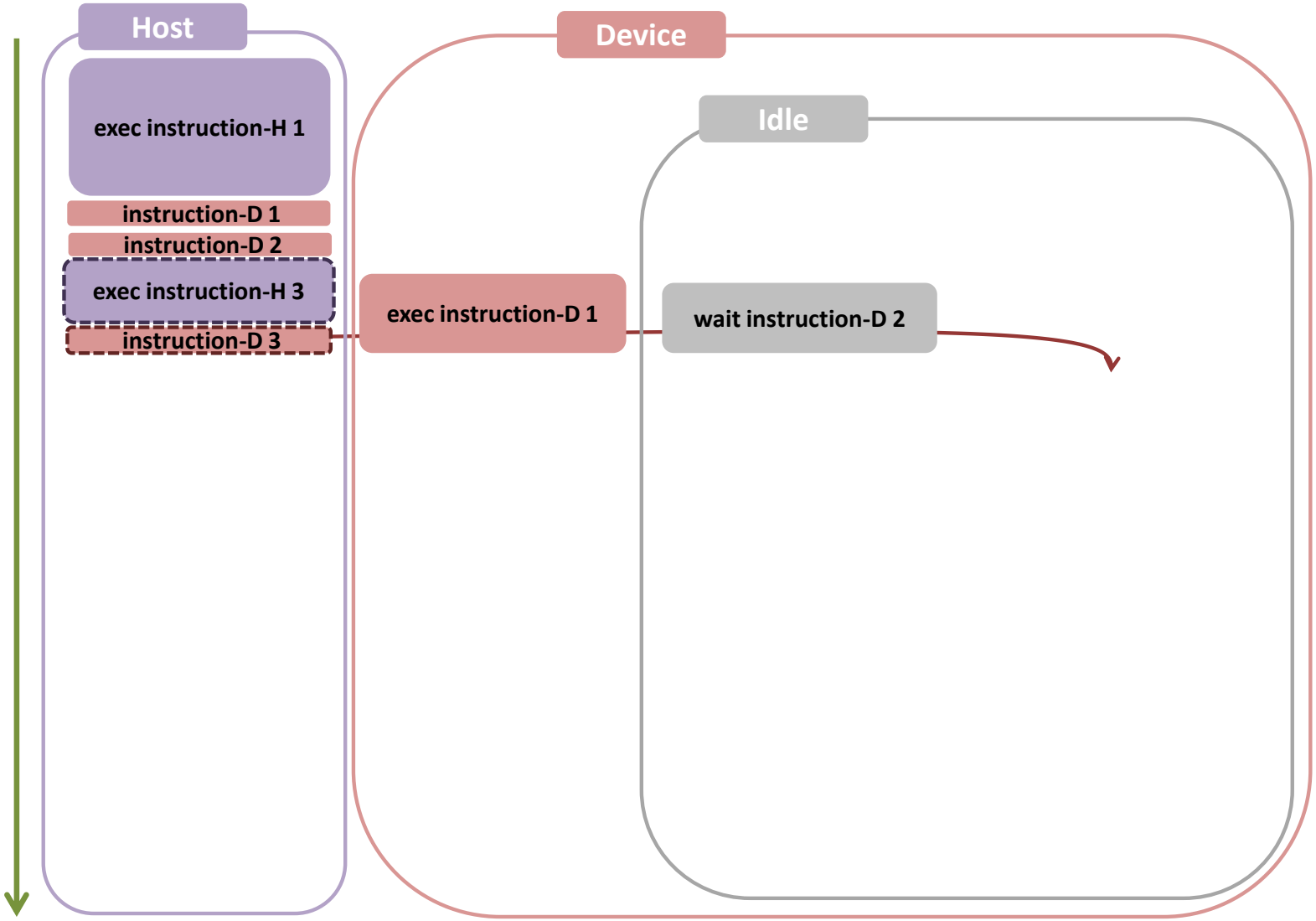
Sincronizzazione: un esempio



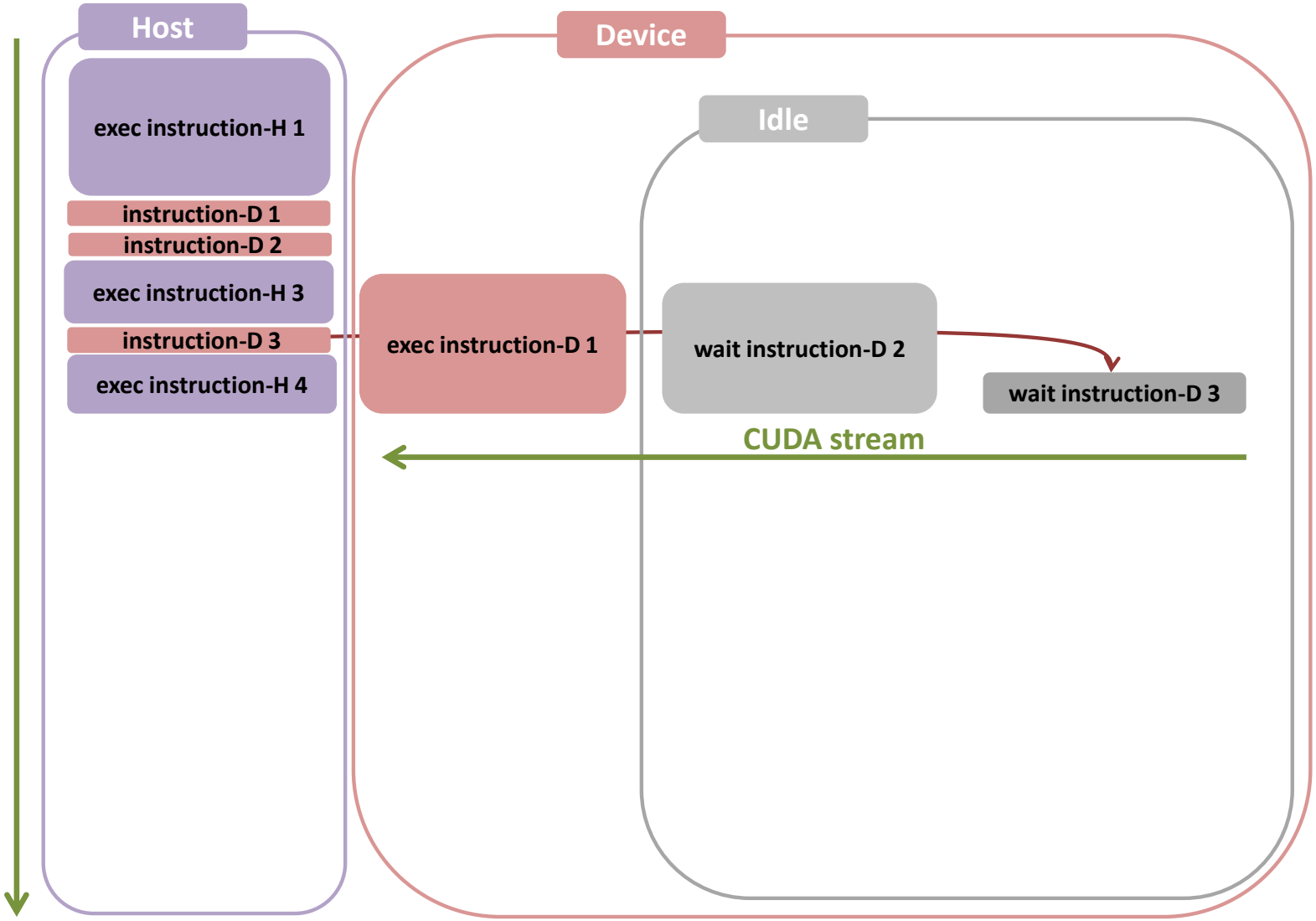
Sincronizzazione: un esempio



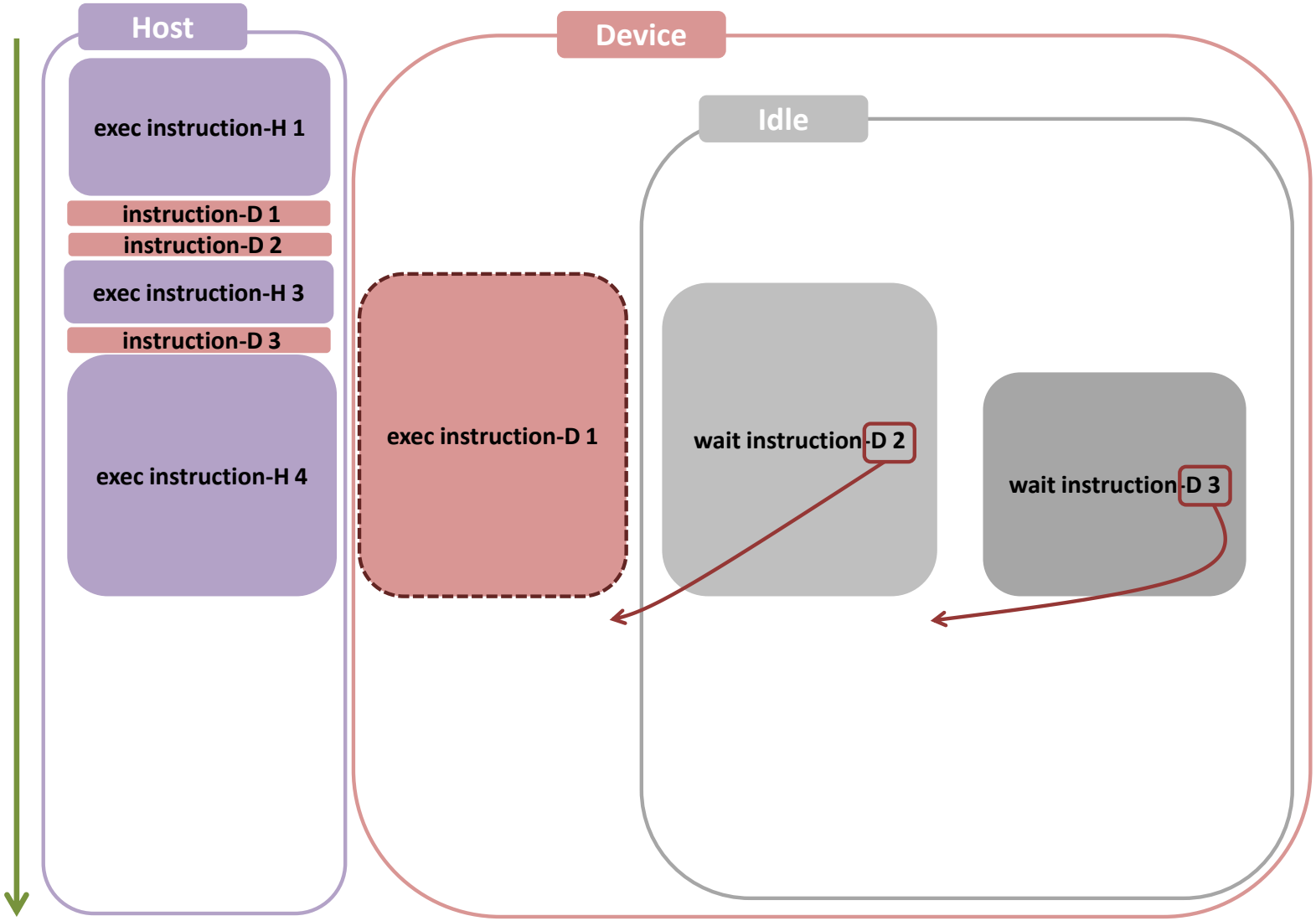
Sincronizzazione: un esempio



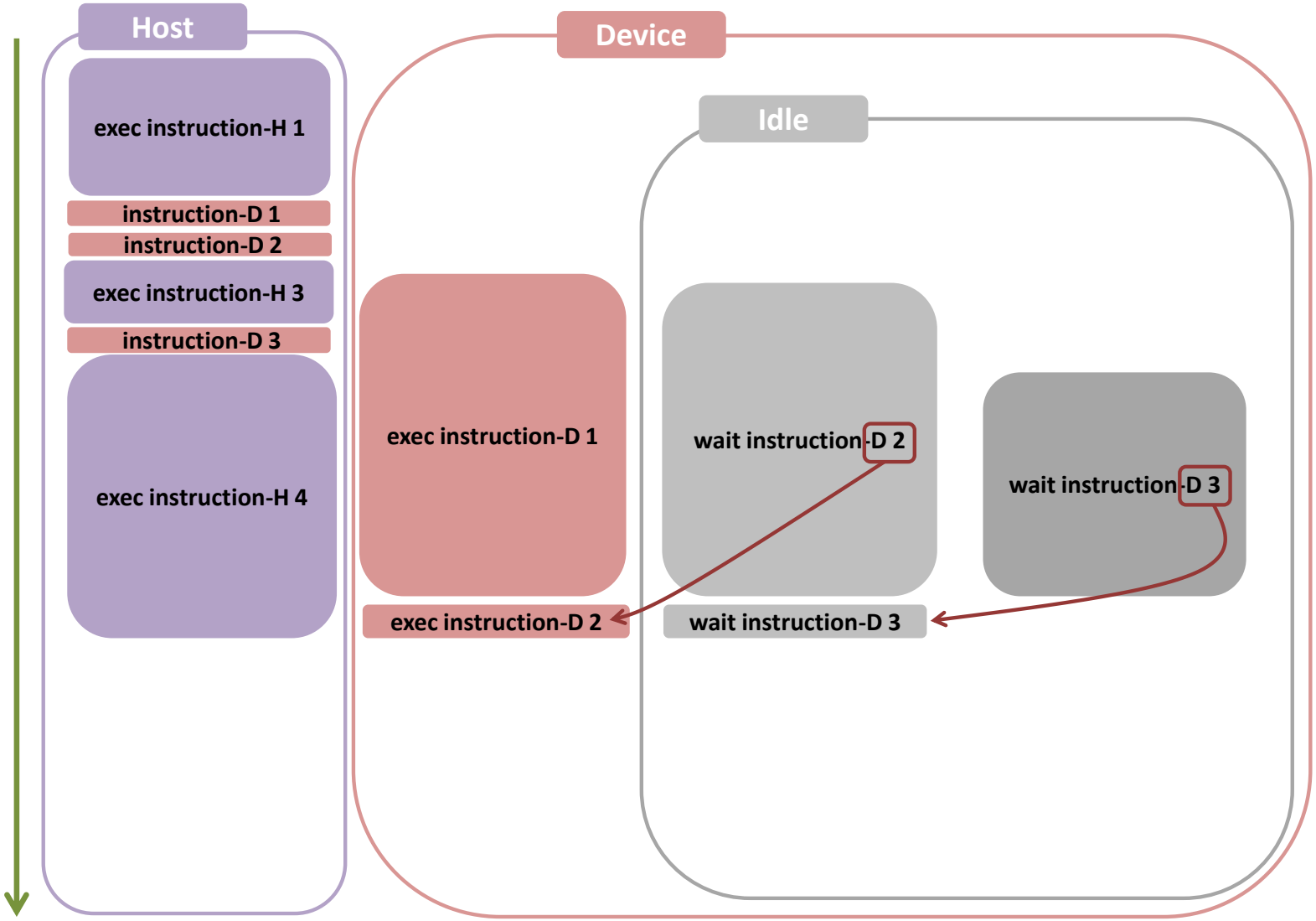
Sincronizzazione: un esempio



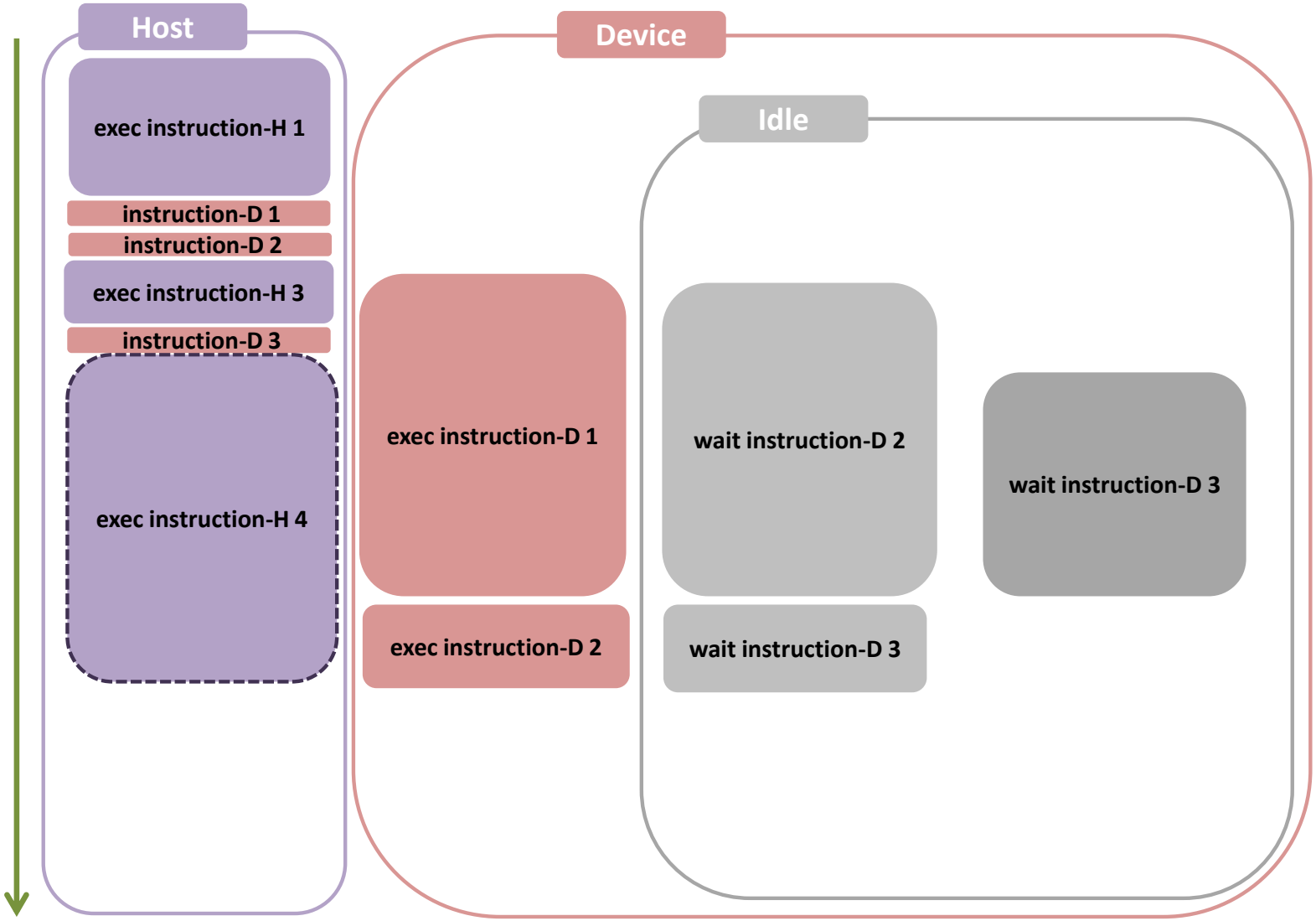
Sincronizzazione: un esempio



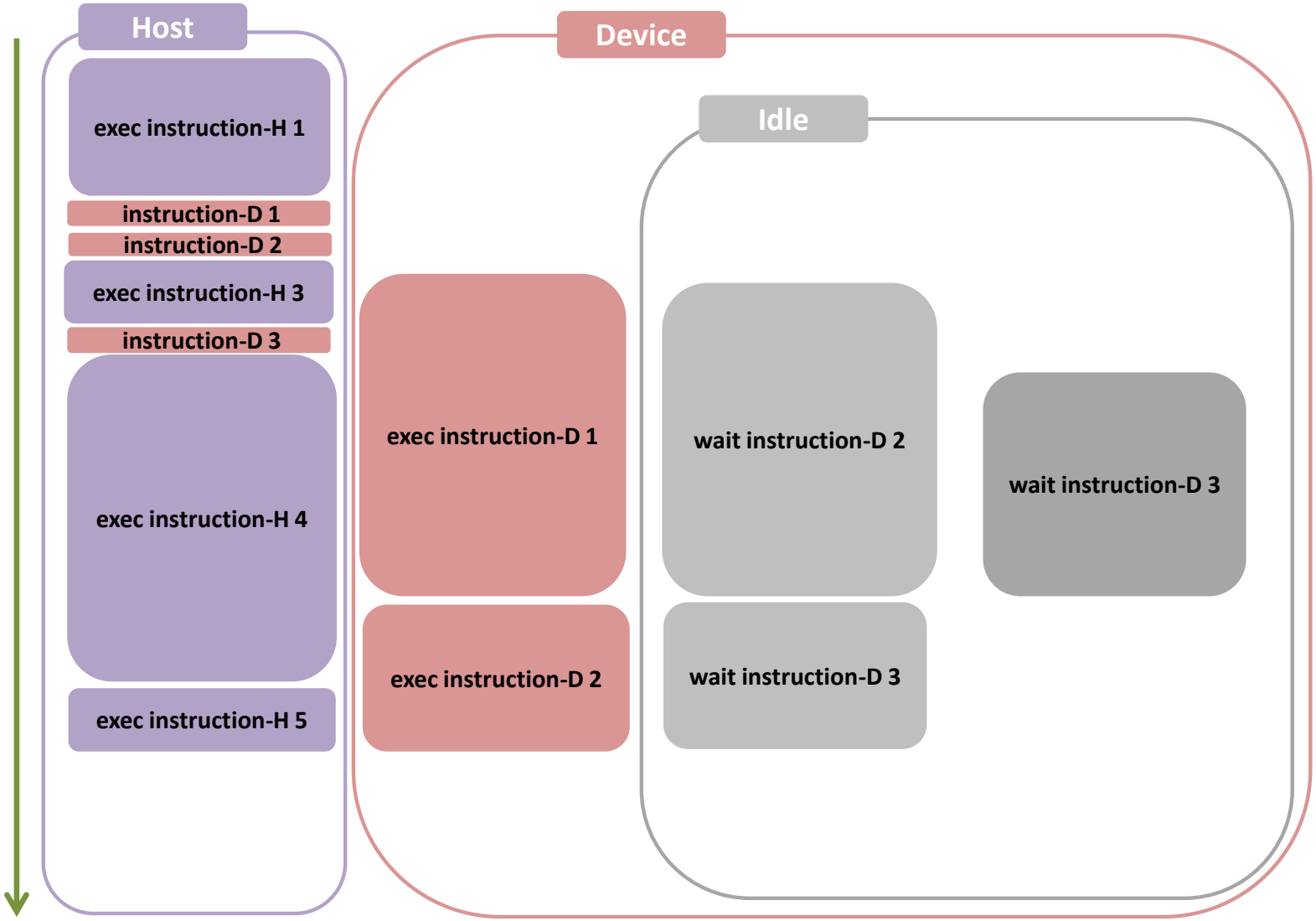
Sincronizzazione: un esempio



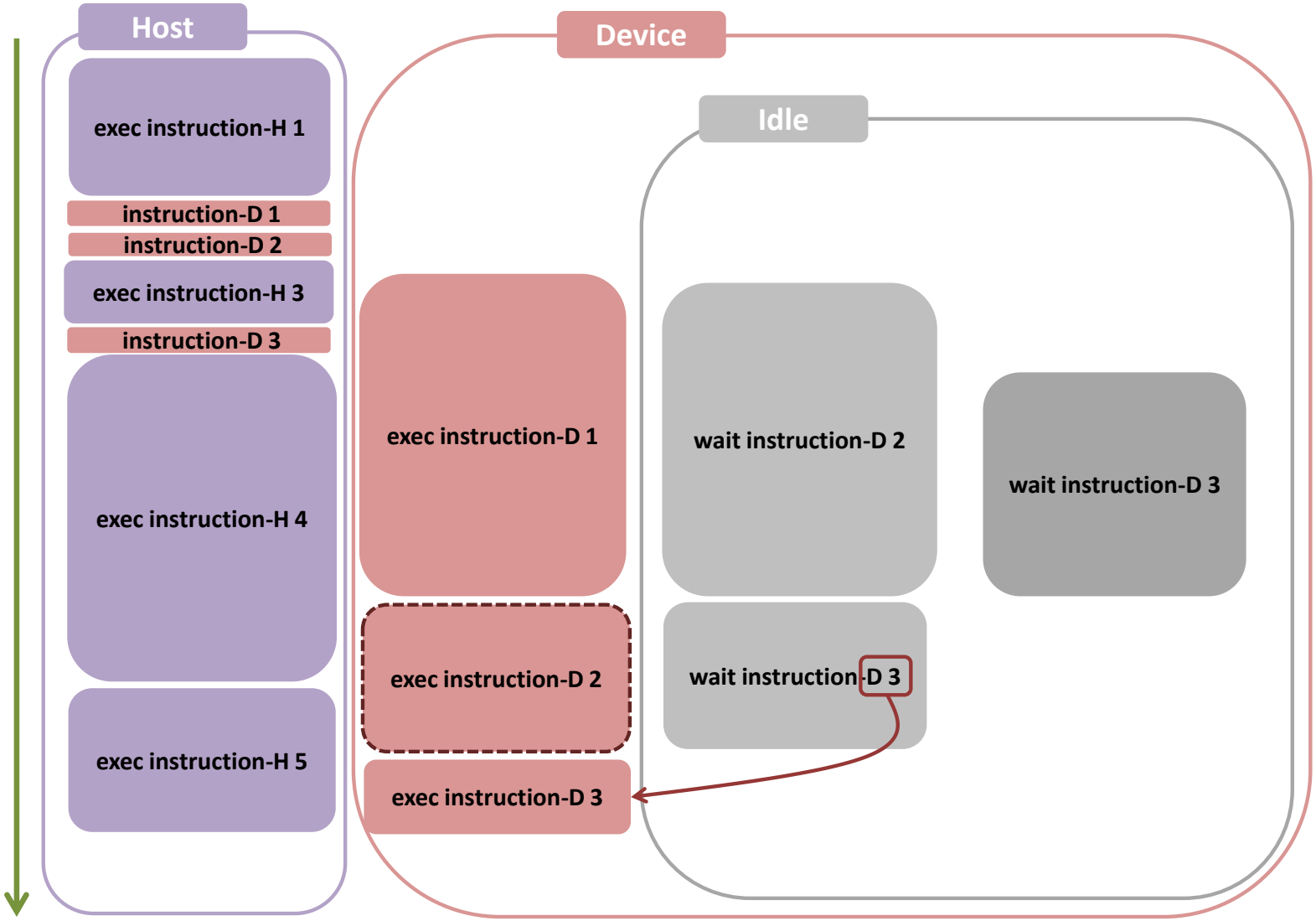
Sincronizzazione: un esempio



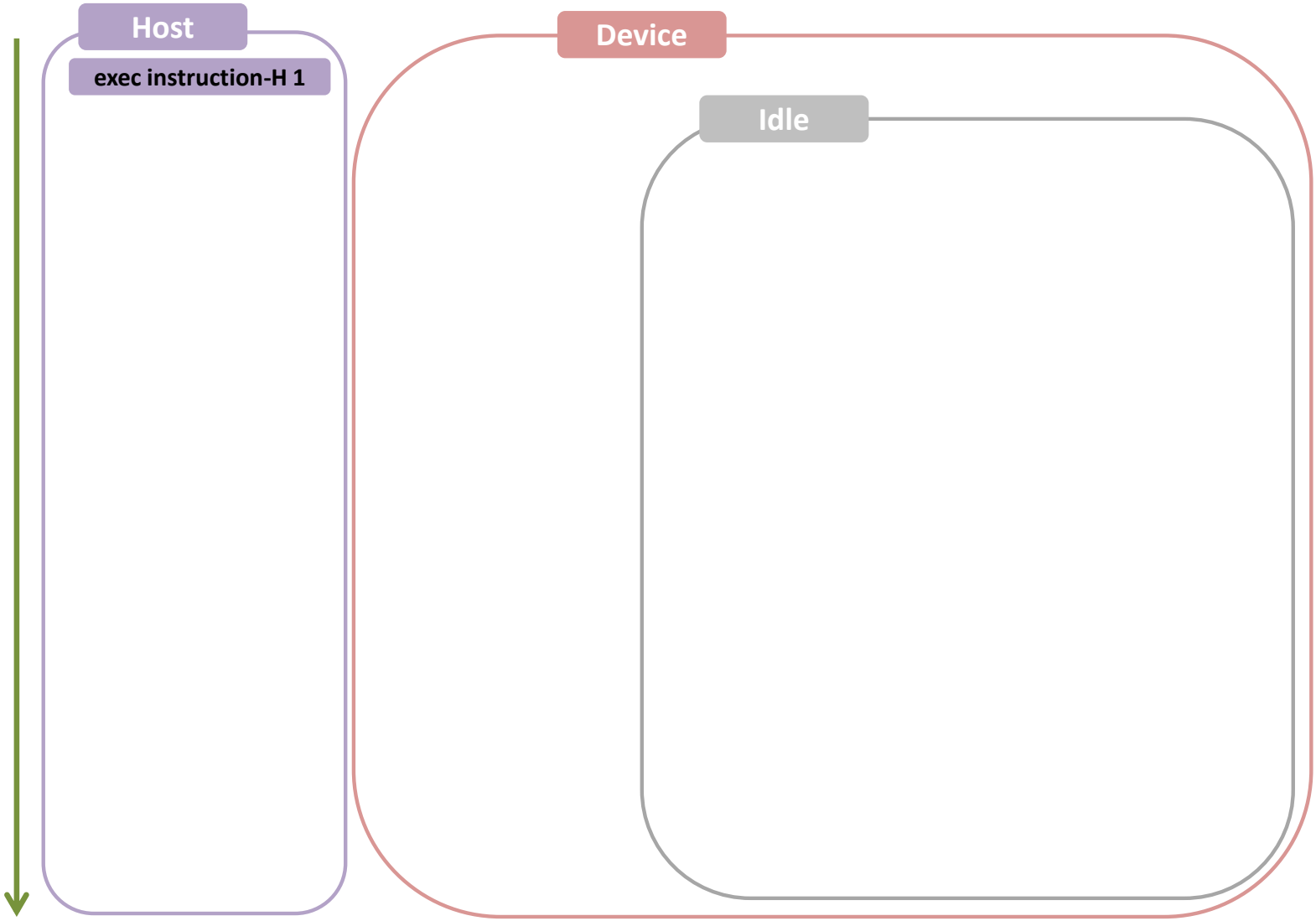
Sincronizzazione: un esempio



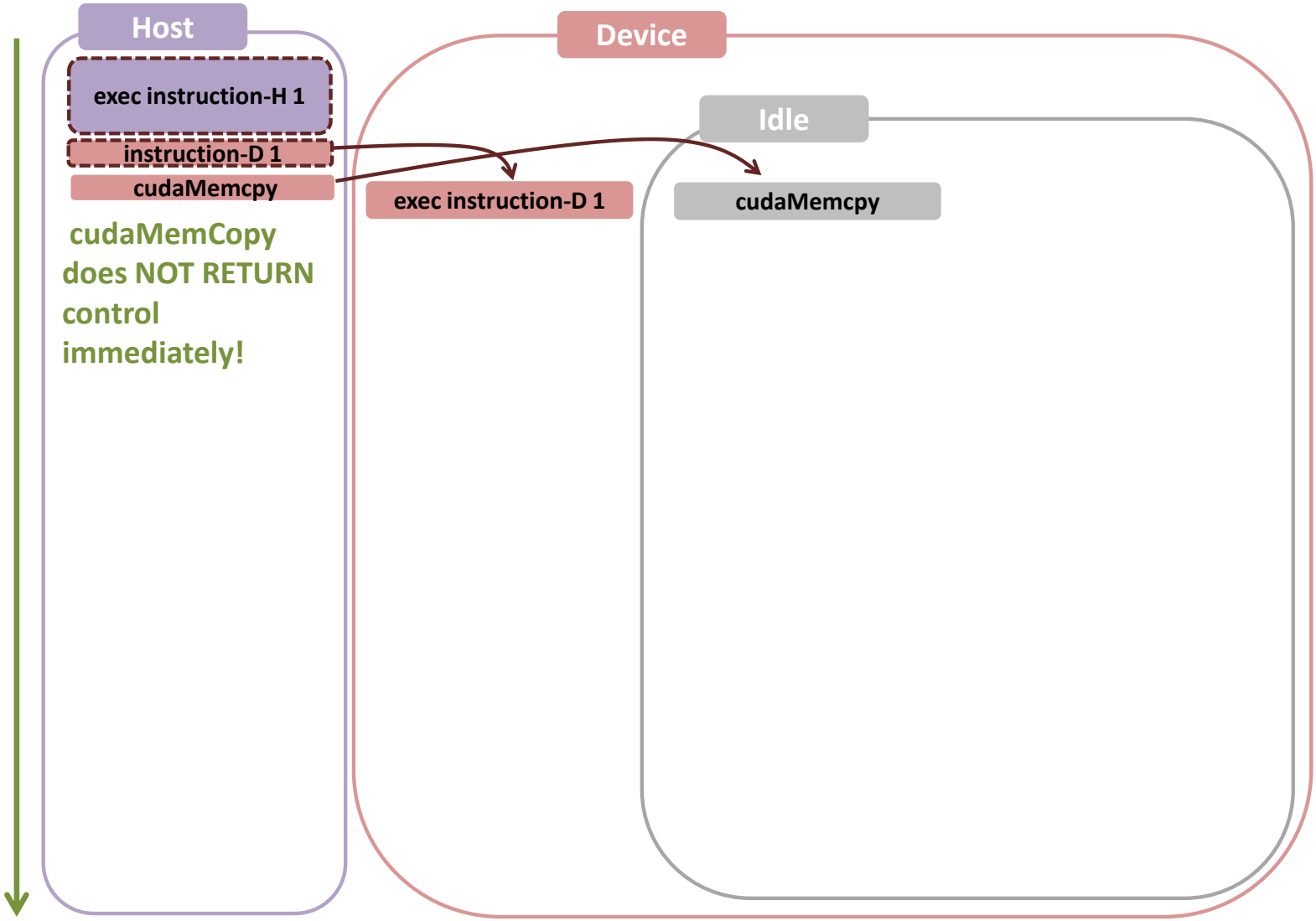
Sincronizzazione: un esempio



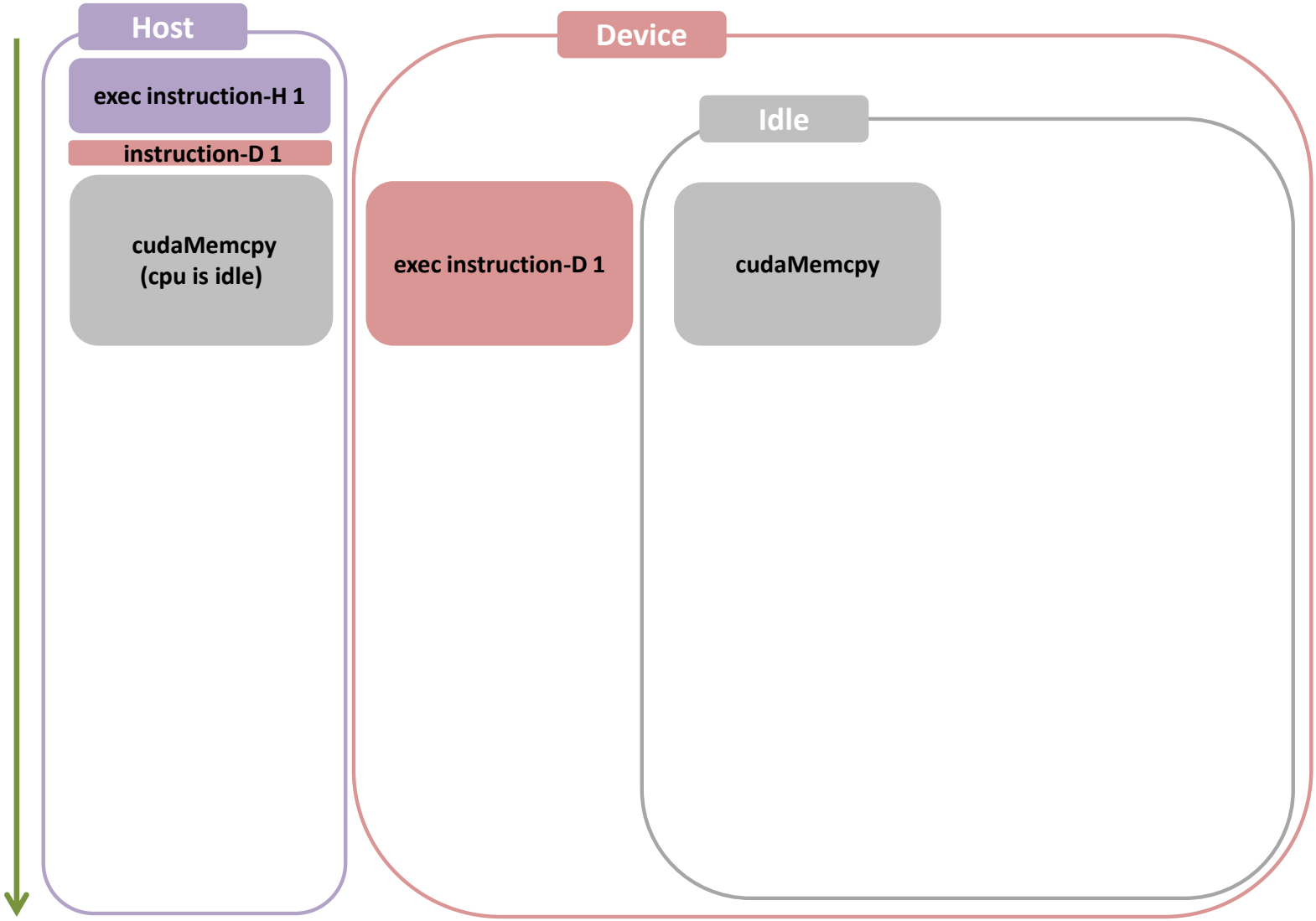
Sincronizzazione: cudaMemcpy



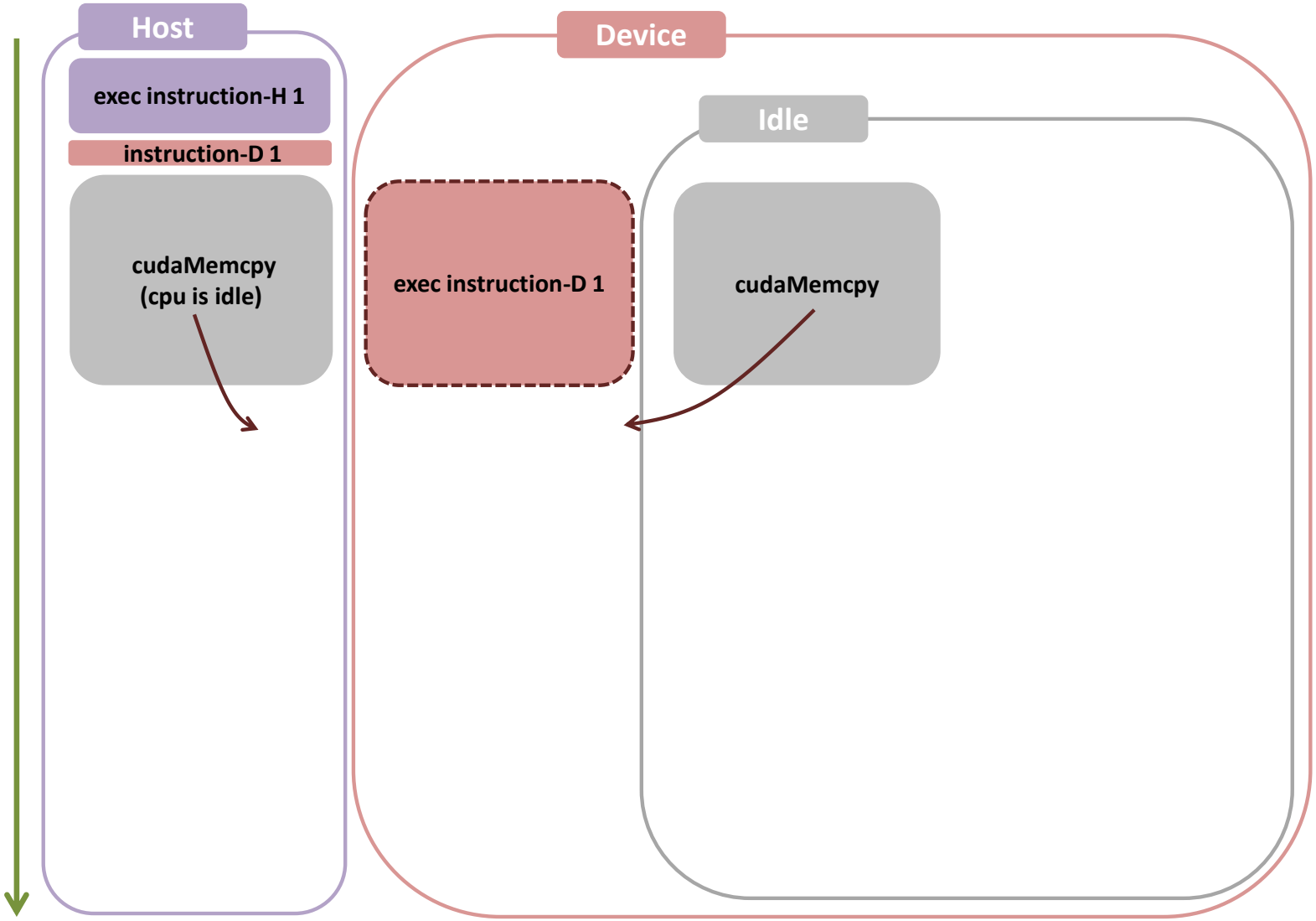
Sincronizzazione: cudaMemcpy



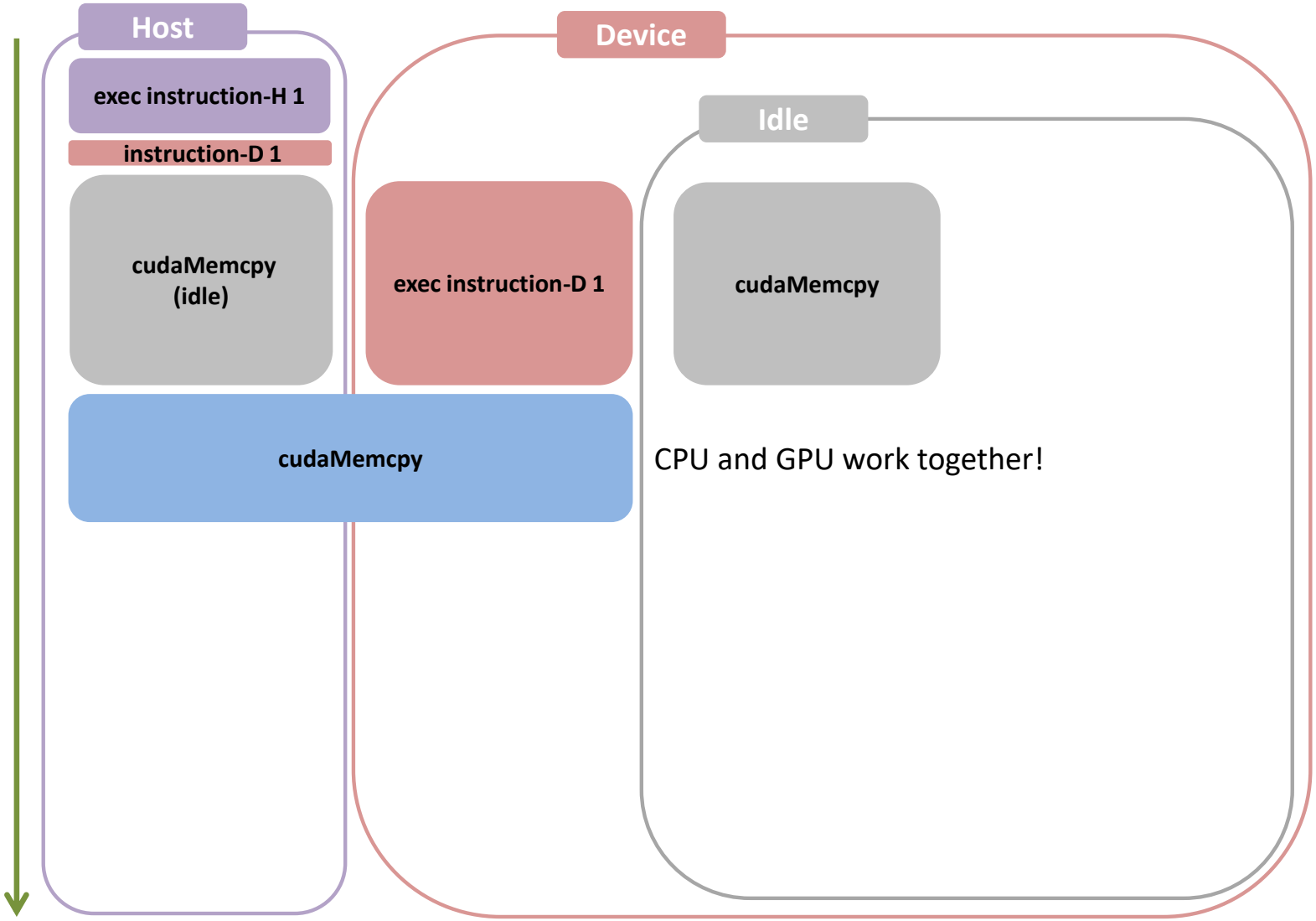
Sincronizzazione: cudaMemcpy



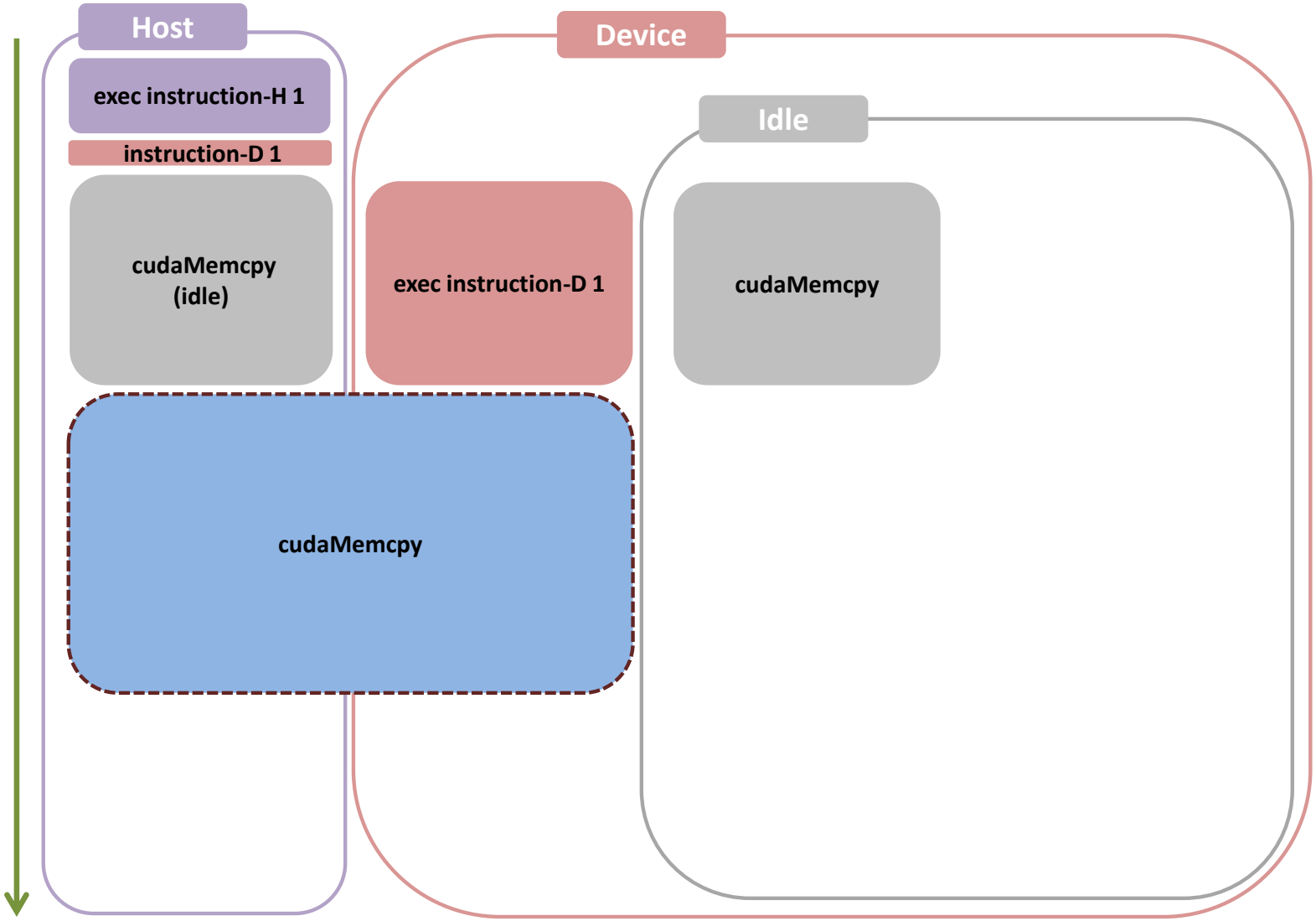
Sincronizzazione: cudaMemcpy



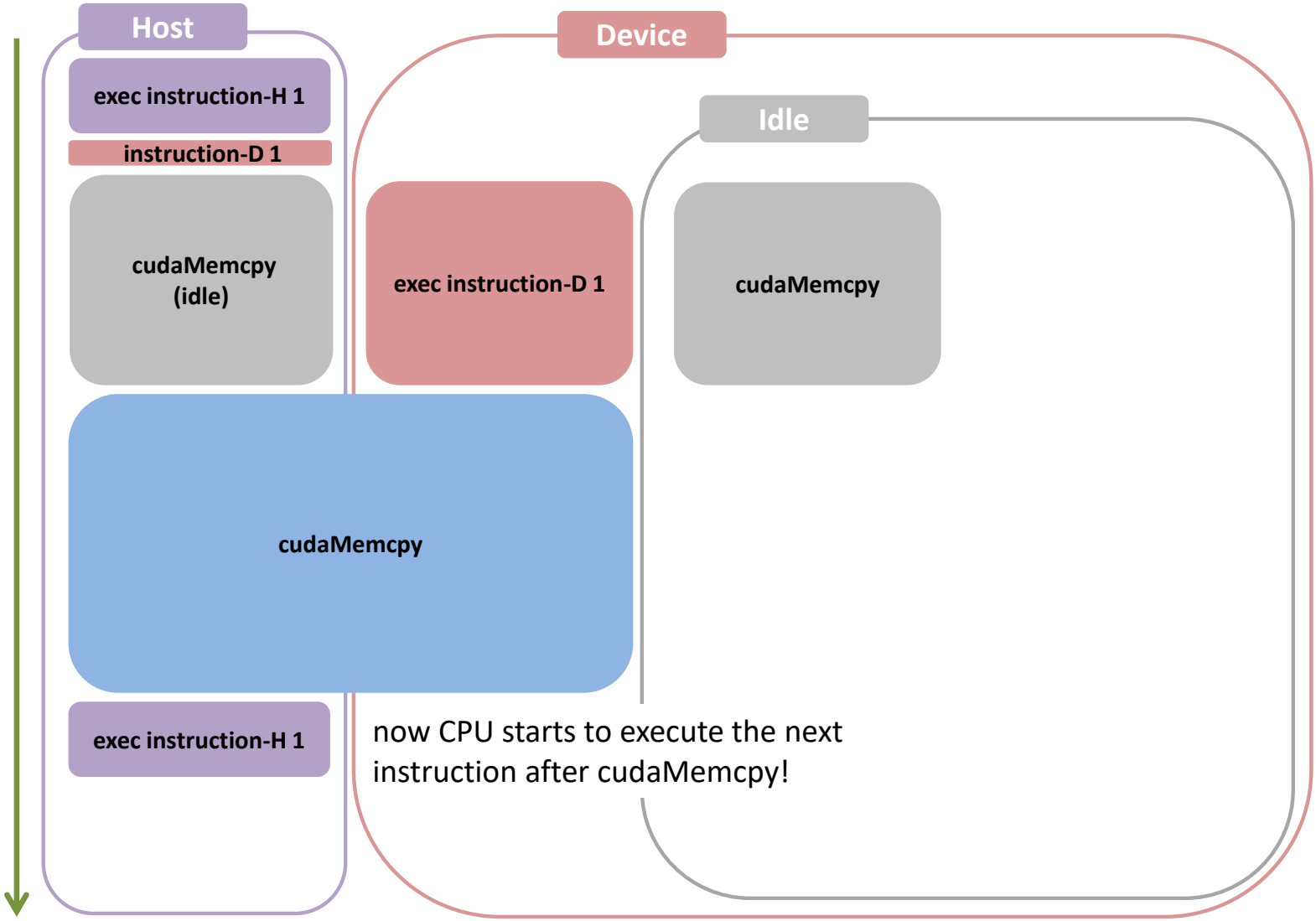
Sincronizzazione: cudaMemcpy



Sincronizzazione: cudaMemcpy



Sincronizzazione: cudaMemcpy



Unified Memory

Incredibile! Questi discorsi si possono superare grazie alla Unified Memory.
Dall'architettura Pascal si ha un supporto hardware alla paginazione!

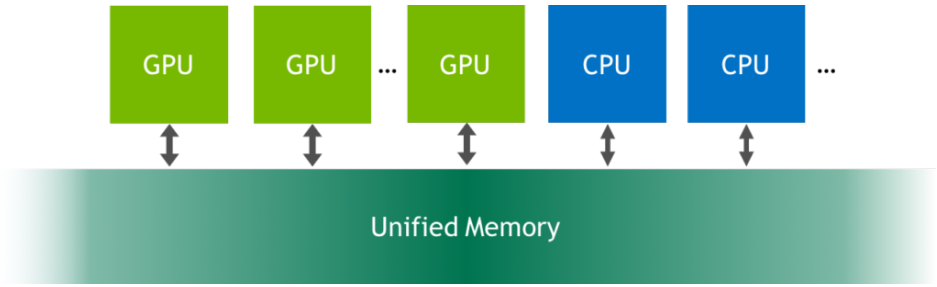


Figure: da `https://developer.nvidia.com/blog/unified-memory-cuda-beginners/`

La Memoria unificata e' un singolo spazio di indirizzi accessibile da **qualunque processore** del sistema:
Se si alloca la memoria tramite:

```
cudaError_t cudaMallocManaged(void** ptr, size_t size);
```

- Magico! CUDA pensa a spostare la memoria da CPU a GPU e viceversa a seconda del fatto che venga usata dalla GPU o dalla CPU.
- Attenzione: puo' diventare piu' difficile capire dove sia fisicamente la memoria, dato che lo stesso array puo' essere sia sulla GPU che sulla CPU e dipende da quale delle due lo ha usato per ultimo!

Unified Memory

Incredibile! Questi discorsi si possono superare grazie alla Unified Memory.
Dall'architettura Pascal si ha un supporto hardware alla paginazione!

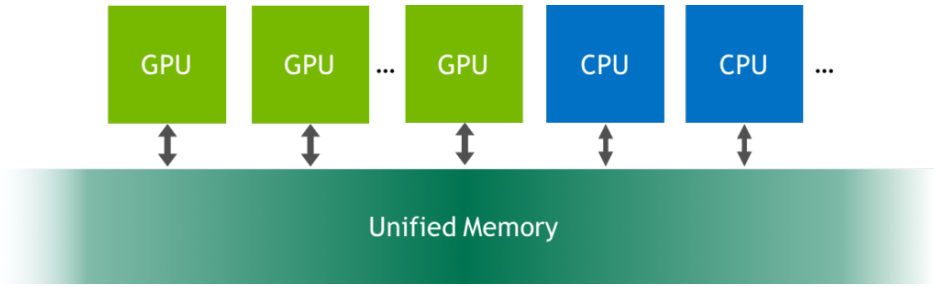


Figure: da `https://developer.nvidia.com/blog/unified-memory-cuda-beginners/`

La Memoria unificata e' un singolo spazio di indirizzi accessibile da **qualunque processore** del sistema:
Se si allocca la memoria tramite:

```
cudaError_t cudaMallocManaged(void** ptr, size_t size);
```

- Magico! CUDA pensa a spostare la memoria da CPU a GPU e viceversa a seconda del fatto che venga usata dalla GPU o dalla CPU.
- Attenzione: puo' diventare piu' difficile capire dove sia fisicamente la memoria, dato che lo stesso array puo' essere sia sulla GPU che sulla CPU e dipende da quale delle due lo ha usato per ultimo!

Unified Memory

Incredibile! Questi discorsi si possono superare grazie alla Unified Memory.
Dall'architettura Pascal si ha un supporto hardware alla paginazione!

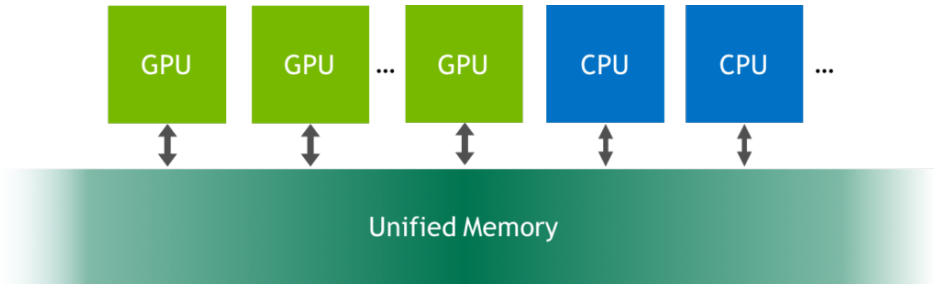


Figure: da `https://developer.nvidia.com/blog/unified-memory-cuda-beginners/`

La Memoria unificata e' un singolo spazio di indirizzi accessibile da **qualunque processore** del sistema:
Se si alloca la memoria tramite:

```
cudaError_t cudaMallocManaged(void** ptr, size_t size);
```

- Magico! CUDA pensa a spostare la memoria da CPU a GPU e viceversa a seconda del fatto che venga usata dalla GPU o dalla CPU.
- Attenzione: puo' diventare piu' difficile capire dove sia fisicamente la memoria, dato che lo stesso array puo' essere sia sulla GPU che sulla CPU e dipende da quale delle due lo ha usato per ultimo!

Unified Memory

Incredibile! Questi discorsi si possono superare grazie alla Unified Memory.
Dall'architettura Pascal si ha un supporto hardware alla paginazione!

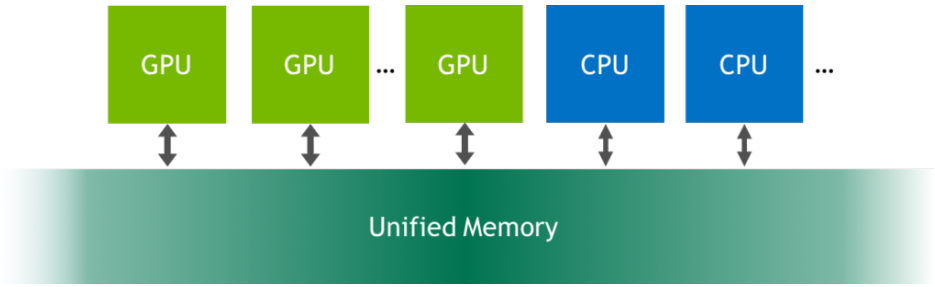


Figure: da `https://developer.nvidia.com/blog/unified-memory-cuda-beginners/`

La Memoria unificata e' un singolo spazio di indirizzi accessibile da **qualunque processore** del sistema:
Se si alloca la memoria tramite:

```
cudaError_t cudaMallocManaged(void** ptr, size_t size);
```

- Magico! CUDA pensa a spostare la memoria da CPU a GPU e viceversa a seconda del fatto che venga usata dalla GPU o dalla CPU.
- Attenzione: puo' diventare piu' difficile capire dove sia fisicamente la memoria, dato che lo stesso array puo' essere sia sulla GPU che sulla CPU e dipende da quale delle due lo ha usato per ultimo!

Unified Memory 2

- Usiamo `cudaMallocManaged` per alloccare la memoria sul device ...
- ma la inizalizziamo dall' host!

```
int i;
int N = 1000;

float *x, *y ;  // DECLARING the pointers

// ============ UNIFIED MEMORY accessible from GPU and CPU ===========
cudaMallocManaged (&x, N*sizeof(float));    //  allocated on GPU
cudaMallocManaged (&y, N*sizeof(float));    //  allocated on GPU
// ============ end of the declaration ==============================

// ================ initialize the arrays from CPU code: no need of copy! =======
for (i=0;i<N;i++) {
  x[i]=1.0f ;         // managed by CPU: pages copyed to CPU
  y[i]=2.0f ;         // managed by CPU: pages copyed to CPU
}
// ================ end of initialization ================================
```

Unified Memory 2

- Usiamo `cudaMallocManaged` per alloccare la memoria sul device ...
- ma la inizalizziamo dall' host!

```
int i;
int N = 1000;

float *x, *y ;  // DECLARING the pointers

// ============ UNIFIED MEMORY accessible from GPU and CPU ===========
cudaMallocManaged (&x, N*sizeof(float));    //  allocated on GPU
cudaMallocManaged (&y, N*sizeof(float));    //  allocated on GPU
// ============ end of the declaration ==============================

// ================ initialize the arrays from CPU code: no need of copy! =======
for (i=0;i<N;i++) {
  x[i]=1.0f ;         // managed by CPU: pages copyed to CPU
  y[i]=2.0f ;         // managed by CPU: pages copyed to CPU
}
// ================ end of initialization ================================
```

Unified Memory 2

- Usiamo `cudaMallocManaged` per alloccare la memoria sul device ...
- ma la inizalizziamo dall' host!

```
int i;
int N = 1000;

float *x, *y ;  // DECLARING the pointers

// ============ UNIFIED MEMORY accessible from GPU and CPU ===========
cudaMallocManaged (&x, N*sizeof(float));    //  allocated on GPU
cudaMallocManaged (&y, N*sizeof(float));    //  allocated on GPU
// ============ end of the declaration ================================

// ============== initialize the arrays from CPU code: no need of copy! =======
for (i=0;i<N;i++) {
  x[i]=1.0f ;         // managed by CPU: pages copyed to CPU
  y[i]=2.0f ;         // managed by CPU: pages copyed to CPU
}
// ============== end of initialization ================================
```

Unified Memory 3

- Ora usiamo quella memoria in un kernel, **SENZA** spostarla esplicitamente, CUDA lavora per noi!
- Il kerenel `add` somma gli array `x` e `y` definiti prima e li mette in `y`:

```
// Launch kernel on 1M elements on the GPU
int blockSize = 256;
int numBlocks = (N + blockSize - 1) / blockSize;
add<<<numBlocks, blockSize>>>(N, x, y);      // this is a kernel defined earlier

// Wait for GPU to finish before accessing on host
cudaDeviceSynchronize();

// Check for errors (all values should be 3.0f)
for (int i = 0; i < N; i++) printf("y[%d]=  #d", i, y[i]);
```

Sito con una spiegazione dettagliata: `https://developer.nvidia.com/blog/unified-memory-cuda-beginners/#:~:text=To%20do%20this%2C%20I%20introany%20processor%20in%20a%20system.`

Unified Memory 3

- Ora usiamo quella memoria in un kernel, **SENZA** spostarla esplicitamente, CUDA lavora per noi!
- Il kerenel `add` somma gli array `x` e `y` definiti prima e li mette in `y`:

```
// Launch kernel on 1M elements on the GPU
int blockSize = 256;
int numBlocks = (N + blockSize - 1) / blockSize;
add<<<numBlocks, blockSize>>>(N, x, y);      // this is a kernel defined earlier

// Wait for GPU to finish before accessing on host
cudaDeviceSynchronize();

// Check for errors (all values should be 3.0f)
for (int i = 0; i < N; i++) printf("y[%d]=  #d", i, y[i]);
```

Sito con una spiegazione dettagliata: `https://developer.nvidia.com/blog/unified-memory-cuda-beginners/#:~:text=To%20do%20this%2C%20I%20introany%20processor%20in%20a%20system.`

Unified Memory 3

- Ora usiamo quella memoria in un kernel, **SENZA** spostarla esplicitamente, CUDA lavora per noi!
- Il kerenel `add` somma gli array `x` e `y` definiti prima e li mette in `y`:

```
// Launch kernel on 1M elements on the GPU
int blockSize = 256;
int numBlocks = (N + blockSize - 1) / blockSize;
add<<<numBlocks, blockSize>>>(N, x, y);      // this is a kernel defined earlier

// Wait for GPU to finish before accessing on host
cudaDeviceSynchronize();

// Check for errors (all values should be 3.0f)
for (int i = 0; i < N; i++) printf("y[%d]=  #d", i, y[i]);
```

Sito con una spiegazione dettagliata: `https://developer.nvidia.com/blog/unified-memory-cuda-beginners/#:~:text=To%20do%20this%2C%20I%20introany%20processor%20in%20a%20system.`

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' **identificare** quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (**non** ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).
Struttura:

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device (dichiarare vs definire?). Nota: al livello della **dichiarazione** i puntatori non sono ancora assegnati né all'host né al device. **Ha senso** usare dei nomi che ci ricordino quali puntatori devono essere usati dal device!
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device. Solo in questo momento i puntatori dichiarati precedentemente vengono **assegnati al device**.
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel (dettagliando la struttura della grid e dei blocchi).
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`
7. Ovviamente, bisogna avere modificato una *normale funzione* in modo che diventi il **kernel** da fare girare sul device (perlomeno serve il decoratore `__global__`)

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' **identificare** quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (**non** ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).
Struttura:

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device (dichiarare vs definire?). Nota: al livello della **dichiarazione** i puntatori non sono ancora assegnati né all'host né al device. **Ha senso** usare dei nomi che ci ricordino quali puntatori devono essere usati dal device!
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device. Solo in questo momento i puntatori dichiarati precedentemente vengono **assegnati al device**.
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel (dettagliando la struttura della grid e dei blocchi).
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`
7. Ovviamente, bisogna avere modificato una *normale funzione* in modo che diventi il **kernel** da fare girare sul device (perlomeno serve il decoratore `__global__`)

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' **identificare** quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (**non** ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).
Struttura:

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device (dichiarare vs definire?). Nota: al livello della **dichiarazione** i puntatori non sono ancora assegnati né all'host né al device. **Ha senso** usare dei nomi che ci ricordino quali puntatori devono essere usati dal device!
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device. Solo in questo momento i puntatori dichiarati precedentemente vengono **assegnati al device**.
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel (dettagliando la struttura della grid e dei blocchi).
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`
7. Ovviamente, bisogna avere modificato una *normale funzione* in modo che diventi il **kernel** da fare girare sul device (perlomeno serve il decoratore `__global__`)

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' **identificare** quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (**non** ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).
Struttura:

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device (dichiarare vs definire?). Nota: al livello della **dichiarazione** i puntatori non sono ancora assegnati né all'host né al device. **Ha senso** usare dei nomi che ci ricordino quali puntatori devono essere usati dal device!
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device. Solo in questo momento i puntatori dichiarati precedentemente vengono **assegnati al device**.
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel (dettagliando la struttura della grid e dei blocchi).
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`
7. Ovviamente, bisogna avere modificato una *normale funzione* in modo che diventi il **kernel** da fare girare sul device (perlomeno serve il decoratore `__global__`)

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' **identificare** quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (**non** ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).
Struttura:

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device (dichiarare vs definire?). Nota: al livello della **dichiarazione** i puntatori non sono ancora assegnati né all'host né al device. **Ha senso** usare dei nomi che ci ricordino quali puntatori devono essere usati dal device!
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device. Solo in questo momento i puntatori dichiarati precedentemente vengono **assegnati al device**.
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel (dettagliando la struttura della grid e dei blocchi).
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`
7. Ovviamente, bisogna avere modificato una *normale funzione* in modo che diventi il **kernel** da fare girare sul device (perlomeno serve il decoratore `__global__`)

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' **identificare** quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (**non** ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).
Struttura:

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device (dichiarare vs definire?). Nota: al livello della **dichiarazione** i puntatori non sono ancora assegnati né all'host né al device. **Ha senso** usare dei nomi che ci ricordino quali puntatori devono essere usati dal device!
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device. Solo in questo momento i puntatori dichiarati precedentemente vengono **assegnati al device**.
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel (dettagliando la struttura della grid e dei blocchi).
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`
7. Ovviamente, bisogna avere modificato una *normale funzione* in modo che diventi il **kernel** da fare girare sul device (perlomeno serve il decoratore `__global__`)

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' **identificare** quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (**non** ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).
Struttura:

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device (dichiarare vs definire?). Nota: al livello della **dichiarazione** i puntatori non sono ancora assegnati né all'host né al device. **Ha senso** usare dei nomi che ci ricordino quali puntatori devono essere usati dal device!
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device. Solo in questo momento i puntatori dichiarati precedentemente vengono **assegnati al device**.
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel (dettagliando la struttura della grid e dei blocchi).
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`
7. Ovviamente, bisogna avere modificato una *normale funzione* in modo che diventi il **kernel** da fare girare sul device (perlomeno serve il decoratore `__global__`)

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' **identificare** quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (**non** ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).
Struttura:

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device (dichiarare vs definire?). Nota: al livello della **dichiarazione** i puntatori non sono ancora assegnati né all'host né al device. **Ha senso** usare dei nomi che ci ricordino quali puntatori devono essere usati dal device!
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device. Solo in questo momento i puntatori dichiarati precedentemente vengono **assegnati al device**.
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel (dettagliando la struttura della grid e dei blocchi).
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`
7. Ovviamente, bisogna avere modificato una *normale funzione* in modo che diventi il **kernel** da fare girare sul device (perlomeno serve il decoratore `__global__`)

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' **identificare** quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (**non** ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).
Struttura:

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device (dichiarare vs definire?). Nota: al livello della **dichiarazione** i puntatori non sono ancora assegnati né all'host né al device. **Ha senso** usare dei nomi che ci ricordino quali puntatori devono essere usati dal device!
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device. Solo in questo momento i puntatori dichiarati precedentemente vengono **assegnati al device**.
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel (dettagliando la struttura della grid e dei blocchi).
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`
7. Ovviamente, bisogna avere modificato una *normale funzione* in modo che diventi il **kernel** da fare girare sul device (perlomeno serve il decoratore `__global__`)

Verso il parallelismo: un main di un codice parallelo

```
int main( void ) {
  int a[N], b[N], c[N];              // gli array con cui voglio lavorare
  int *dev_a, *dev_b, *dev_c;        // puntatori che servono per la GPU (device)
  int i;
            cudaMalloc( (void**)&dev_a, N * sizeof(int) ) ; //allocca GPU
            cudaMalloc( (void**)&dev_b, N * sizeof(int) ) ; //allocca GPU
            cudaMalloc( (void**)&dev_c, N * sizeof(int) ) ; //allocca GPU
            for (i=0; i<N; i++) {
            a[i] = -i;                    // mi invento un array sulla CPU
            b[i] = i * i;                 // me ne invento un altro
                                }
            cudaMemcpy(dev_a, a, N *sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);
            cudaMemcpy(dev_b, b, N *sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);

            add <<< N, 1 >>> (dev_a, dev_b, dev_c);  // lanciamo il kernel

            cudaMemcpy(c, dev_c, N *sizeof(int), cudaMemcpyDeviceToHost);

            printf(" a + b = c \n");
            printf(" --------- \n");

            for (i=0; i<N; i++){
            printf(" %d + %d = %d\n", a[i],b[i],c[i]);
                                }
            cudaFree (dev_a);     // libero memoria sul device
            cudaFree (dev_b);     //            "
            cudaFree (dev_c);     //            "
            return 0;
            }
```

Triple angle brackets

Nel codice appena mostrato il kernel viene lanciato tramite:

```
add <<< N, 1 >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

Tra le triple parentesi angolari ci sono 2 numeri (vedremo poi che possono essere degli oggetti un po' piu' complicati)

- il primo ingresso, `N`, e' il numero di blocchi su cui il kernel viene lanciato
- quanti blocchi si possono lanciare contemporaneamente? dipende dalla **compute capabilities** della scheda utilizzata (per esempio nel testo *Cuda by example* si ha come limite 65 535 blocchi).
- il secondo ingresso (in qusto caso abbiamo messo `1`) e' il numero di **thread per blocco** su cui viene lanciato il kernel (quindi in questo esempio ci sono N copie del kernel che girano in parallelo sul device, una per ogni blocco)
- a questo punto tra le parentesi tonde ci sono gli argomenti del kernel (che quindi e' come una normale funzione...) Attenzione che le variabili passate siano state alloccate correttamente sul device.

Triple angle brackets

Nel codice appena mostrato il kernel viene lanciato tramite:

```
add <<< N, 1 >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

Tra le triple parentesi angolari ci sono 2 numeri (vedremo poi che possono essere degli oggetti un po' piu' complicati)

- il primo ingresso, `N`, e' il numero di blocchi su cui il kernel viene lanciato
- quanti blocchi si possono lanciare contemporaneamente? dipende dalla **compute capabilities** della scheda utilizzata (per esempio nel testo *Cuda by example* si ha come limite 65 535 blocchi).
- il secondo ingresso (in qusto caso abbiamo messo `1`) e' il numero di **thread per blocco** su cui viene lanciato il kernel (quindi in questo esempio ci sono N copie del kernel che girano in parallelo sul device, una per ogni blocco)
- a questo punto tra le parentesi tonde ci sono gli argomenti del kernel (che quindi e' come una normale funzione...) Attenzione che le variabili passate siano state alloccate correttamente sul device.

Triple angle brackets

Nel codice appena mostrato il kernel viene lanciato tramite:

```
add <<< N, 1 >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

Tra le triple parentesi angolari ci sono 2 numeri (vedremo poi che possono essere degli oggetti un po' piu' complicati)

- il primo ingresso, `N`, e' il numero di blocchi su cui il kernel viene lanciato
- quanti blocchi si possono lanciare contemporaneamente? dipende dalla **compute capabilities** della scheda utilizzata (per esempio nel testo *Cuda by example* si ha come limite 65 535 blocchi).
- il secondo ingresso (in qusto caso abbiamo messo `1`) e' il numero di **thread per blocco** su cui viene lanciato il kernel (quindi in questo esempio ci sono N copie del kernel che girano in parallelo sul device, una per ogni blocco)
- a questo punto tra le parentesi tonde ci sono gli argomenti del kernel (che quindi e' come una normale funzione...) Attenzione che le variabili passate siano state alloccate correttamente sul device.

Triple angle brackets

Nel codice appena mostrato il kernel viene lanciato tramite:

```
add <<< N, 1 >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

Tra le triple parentesi angolari ci sono 2 numeri (vedremo poi che possono essere degli oggetti un po' piu' complicati)

- il primo ingresso, `N`, e' il numero di blocchi su cui il kernel viene lanciato
- quanti blocchi si possono lanciare contemporaneamente? dipende dalla **compute capabilities** della scheda utilizzata (per esempio nel testo *Cuda by example* si ha come limite 65 535 blocchi).
- il secondo ingresso (in qusto caso abbiamo messo `1`) e' il numero di **thread per blocco** su cui viene lanciato il kernel (quindi in questo esempio ci sono N copie del kernel che girano in parallelo sul device, una per ogni blocco)
- a questo punto tra le parentesi tonde ci sono gli argomenti del kernel (che quindi e' come una normale funzione...) Attenzione che le variabili passate siano state alloccate correttamente sul device.

Verso il parallelismo: un kernel, da usare col main precedente

Nell'esempio fatto fino ad ora si e' vista la somma di due interi, ha senso cercare di spingere un po' piu' in la' il parallelismo.

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                    // uso magic variable: identifico il blocco
   if (tid < N) {                          // limito l'operazione agli ingressi dell'array
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; // l'elemento "tid-esimo" e' sommato dal
               }                          // thread "tid-esimo"
}
```

- si noti il decoratore (*decorator*) `__global__` che dice al compilatore che la funzione in questione e' un kernel che va compilato sul device
- Domanda: quante operazioni esegue il singolo *thread*? In questo caso una.
- Da chi (quale thread) viene lavorato l'ingresso `tid` degli array `a,b, c`?
- la **magic variable** `blockIdx.x` e' una variabile definita all'interno di CUDA che identifica i blocchi nella griglia. Si noti il `.x` indica che in qualche modo possiamo pensare i blocchi come assegnati in una griglia con piu' di una dimensione (la x la y e la z per esempio...). A differenza di MPI o openMP non bisogna chiamare una funzione, e' gia' una variabile!
- per evitare di andare oltre i limiti di definizione ha senso mettere un `if` (Attenzione: il computer non sa quale sia la dimensione dei miei array e potrei avere dei blocchi piu' grandi degli array... con rischio di scrivere in aree di memoria non alloccate).

Verso il parallelismo: un kernel, da usare col main precedente

Nell'esempio fatto fino ad ora si e' vista la somma di due interi, ha senso cercare di spingere un po' piu' in la' il parallelismo.

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                    // uso magic variable: identifico il blocco
   if (tid < N) {                          // limito l'operazione agli ingressi dell'array
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; // l'elemento "tid-esimo" e' sommato dal
               }                          // thread "tid-esimo"
}
```

- si noti il decoratore (*decorator*) `__global__` che dice al compilatore che la funzione in questione e' un kernel che va compilato sul device
- Domanda: quante operazioni esegue il singolo *thread*? In questo caso una.
- Da chi (quale thread) viene lavorato l'ingresso `tid` degli array `a,b, c`?
- la **magic variable** `blockIdx.x` e' una variabile definita all'interno di CUDA che identifica i blocchi nella griglia. Si noti il `.x` indica che in qualche modo possiamo pensare i blocchi come assegnati in una griglia con piu' di una dimensione (la x la y e la z per esempio...). A differenza di MPI o openMP non bisogna chiamare una funzione, e' gia' una variabile!
- per evitare di andare oltre i limiti di definizione ha senso mettere un `if` (Attenzione: il computer non sa quale sia la dimensione dei miei array e potrei avere dei blocchi piu' grandi degli array... con rischio di scrivere in aree di memoria non alloccate).

Verso il parallelismo: un kernel, da usare col main precedente

Nell'esempio fatto fino ad ora si e' vista la somma di due interi, ha senso cercare di spingere un po' piu' in la' il parallelismo.

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                    // uso magic variable: identifico il blocco
   if (tid < N) {                          // limito l'operazione agli ingressi dell'array
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; // l'elemento "tid-esimo" e' sommato dal
               }                          // thread "tid-esimo"
}
```

- si noti il decoratore (*decorator*) `__global__` che dice al compilatore che la funzione in questione e' un kernel che va compilato sul device
- Domanda: quante operazioni esegue il singolo *thread*? In questo caso una.
- Da chi (quale thread) viene lavorato l'ingresso `tid` degli array `a,b, c`?
- la **magic variable** `blockIdx.x` e' una variabile definita all'interno di CUDA che identifica i blocchi nella griglia. Si noti il `.x` indica che in qualche modo possiamo pensare i blocchi come assegnati in una griglia con piu' di una dimensione (la x la y e la z per esempio...). A differenza di MPI o openMP non bisogna chiamare una funzione, e' gia' una variabile!
- per evitare di andare oltre i limiti di definizione ha senso mettere un `if` (Attenzione: il computer non sa quale sia la dimensione dei miei array e potrei avere dei blocchi piu' grandi degli array... con rischio di scrivere in aree di memoria non alloccate).

Verso il parallelismo: un kernel, da usare col main precedente

Nell'esempio fatto fino ad ora si e' vista la somma di due interi, ha senso cercare di spingere un po' piu' in la' il parallelismo.

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                    // uso magic variable: identifico il blocco
   if (tid < N) {                          // limito l'operazione agli ingressi dell'array
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; // l'elemento "tid-esimo" e' sommato dal
               }                          // thread "tid-esimo"
}
```

- si noti il decoratore (*decorator*) `__global__` che dice al compilatore che la funzione in questione e' un kernel che va compilato sul device
- Domanda: quante operazioni esegue il singolo *thread*? In questo caso una.
- Da chi (quale thread) viene lavorato l'ingresso `tid` degli array `a,b, c`?
- la **magic variable** `blockIdx.x` e' una variabile definita all'interno di CUDA che identifica i blocchi nella griglia. Si noti il `.x` indica che in qualche modo possiamo pensare i blocchi come assegnati in una griglia con piu' di una dimensione (la x la y e la z per esempio...). A differenza di MPI o openMP non bisogna chiamare una funzione, e' gia' una variabile!
- per evitare di andare oltre i limiti di definizione ha senso mettere un `if` (Attenzione: il computer non sa quale sia la dimensione dei miei array e potrei avere dei blocchi piu' grandi degli array... con rischio di scrivere in aree di memoria non alloccate).

Verso il parallelismo: un kernel, da usare col main precedente

Nell'esempio fatto fino ad ora si e' vista la somma di due interi, ha senso cercare di spingere un po' piu' in la' il parallelismo.

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                    // uso magic variable: identifico il blocco
   if (tid < N) {                          // limito l'operazione agli ingressi dell'array
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; // l'elemento "tid-esimo" e' sommato dal
               }                          // thread "tid-esimo"
}
```

- si noti il decoratore (*decorator*) `__global__` che dice al compilatore che la funzione in questione e' un kernel che va compilato sul device
- Domanda: quante operazioni esegue il singolo *thread*? In questo caso una.
- Da chi (quale thread) viene lavorato l'ingresso `tid` degli array `a,b, c`?
- la **magic variable** `blockIdx.x` e' una variabile definita all'interno di CUDA che identifica i blocchi nella griglia. Si noti il `.x` indica che in qualche modo possiamo pensare i blocchi come assegnati in una griglia con piu' di una dimensione (la x la y e la z per esempio...). A differenza di MPI o openMP non bisogna chiamare una funzione, e' gia' una variabile!
- per evitare di andare oltre i limiti di definizione ha senso mettere un `if` (Attenzione: il computer non sa quale sia la dimensione dei miei array e potrei avere dei blocchi piu' grandi degli array... con rischio di scrivere in aree di memoria non alloccate).

Verso il parallelismo: un kernel, da usare col main precedente

Nell'esempio fatto fino ad ora si e' vista la somma di due interi, ha senso cercare di spingere un po' piu' in la' il parallelismo.

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                    // uso magic variable: identifico il blocco
   if (tid < N) {                          // limito l'operazione agli ingressi dell'array
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; // l'elemento "tid-esimo" e' sommato dal
               }                          // thread "tid-esimo"
}
```

- si noti il decoratore (*decorator*) `__global__` che dice al compilatore che la funzione in questione e' un kernel che va compilato sul device
- Domanda: quante operazioni esegue il singolo *thread*? In questo caso una.
- Da chi (quale thread) viene lavorato l'ingresso `tid` degli array `a,b, c`?
- la **magic variable** `blockIdx.x` e' una variabile definita all'interno di CUDA che identifica i blocchi nella griglia. Si noti il `.x` indica che in qualche modo possiamo pensare i blocchi come assegnati in una griglia con piu' di una dimensione (la x la y e la z per esempio...). A differenza di MPI o openMP non bisogna chiamare una funzione, e' gia' una variabile!
- per evitare di andare oltre i limiti di definizione ha senso mettere un `if` (Attenzione: il computer non sa quale sia la dimensione dei miei array e potrei avere dei blocchi piu' grandi degli array... con rischio di scrivere in aree di memoria non alloccate).

Verso il parallelismo: un kernel, da usare col main precedente

Nell'esempio fatto fino ad ora si e' vista la somma di due interi, ha senso cercare di spingere un po' piu' in la' il parallelismo.

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                    // uso magic variable: identifico il blocco
   if (tid < N) {                          // limito l'operazione agli ingressi dell'array
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; // l'elemento "tid-esimo" e' sommato dal
               }                          // thread "tid-esimo"
}
```

- si noti il decoratore (*decorator*) `__global__` che dice al compilatore che la funzione in questione e' un kernel che va compilato sul device
- Domanda: quante operazioni esegue il singolo *thread*? In questo caso una.
- Da chi (quale thread) viene lavorato l'ingresso `tid` degli array `a,b, c`?
- la **magic variable** `blockIdx.x` e' una variabile definita all'interno di CUDA che identifica i blocchi nella griglia. Si noti il `.x` indica che in qualche modo possiamo pensare i blocchi come assegnati in una griglia con piu' di una dimensione (la x la y e la z per esempio...). A differenza di MPI o openMP non bisogna chiamare una funzione, e' gia' una variabile!
- per evitare di andare oltre i limiti di definizione ha senso mettere un `if` (Attenzione: il computer non sa quale sia la dimensione dei miei array e potrei avere dei blocchi piu' grandi degli array... con rischio di scrivere in aree di memoria non alloccate).

Blocchi e thread

Abbiamo visto come lanciare **un** kernel su molti blocchi (N).
I blocchi pero' non sono il livello piu' fine di granularita' su CUDA, essi infatti possono essere suddivisi in thread.

```
add <<< N, m >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

il kernel viene lanciato su `N` blocchi e `m` thread **per** blocco.
Quindi in totale $N \times m$ thread eseguiranno il kernel!

Esercizio

Prendere il codice che fa la somma di vettori e invece di usare molti blocchi, ognuno con un singolo thread, usare un **singolo** blocco con molti thread (la **magic variabile** che identifica i thread all'interno di un blocco e' `threadIdx.x`)

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;
if (tid < N)
c[tid] = a[tid] + b[tid];
}
```

Domanda: anche il main va cambiato?
Come? Si devono modificare gli argomenti all'interno delle triple angle brackets!

```
add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)
```

Blocchi e thread

Abbiamo visto come lanciare **un** kernel su molti blocchi (N).
I blocchi pero' non sono il livello piu' fine di granularita' su CUDA, essi infatti possono essere suddivisi in thread.

```
add <<< N, m >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

il kernel viene lanciato su `N` blocchi e `m` thread **per** blocco.
Quindi in totale $N \times m$ thread eseguiranno il kernel!

Esercizio

Prendere il codice che fa la somma di vettori e invece di usare molti blocchi, ognuno con un singolo thread, usare un **singolo** blocco con molti thread (la **magic variabile** che identifica i thread all'interno di un blocco e' `threadIdx.x`)

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;
if (tid < N)
c[tid] = a[tid] + b[tid];
}
```

Domanda: anche il main va cambiato?
Come? Si devono modificare gli argomenti all'interno delle triple angle brackets!

```
add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)
```

Blocchi e thread

Abbiamo visto come lanciare **un** kernel su molti blocchi (N).
I blocchi pero' non sono il livello piu' fine di granularita' su CUDA, essi infatti possono essere suddivisi in thread.

```
add <<< N, m >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

il kernel viene lanciato su `N` blocchi e `m` thread **per** blocco.
Quindi in totale $N \times m$ thread eseguiranno il kernel!

Esercizio

Prendere il codice che fa la somma di vettori e invece di usare molti blocchi, ognuno con un singolo thread, usare un **singolo** blocco con molti thread (la **magic variabile** che identifica i thread all'interno di un blocco e' `threadIdx.x`)

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;
if (tid < N)
c[tid] = a[tid] + b[tid];
}
```

Domanda: anche il main va cambiato?
Come? Si devono modificare gli argomenti all'interno delle triple angle brackets!

```
add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)
```

Blocchi e thread

Abbiamo visto come lanciare **un** kernel su molti blocchi (N).
I blocchi pero' non sono il livello piu' fine di granularita' su CUDA, essi infatti possono essere suddivisi in thread.

```
add <<< N, m >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

il kernel viene lanciato su `N` blocchi e `m` thread **per** blocco.
Quindi in totale $N \times m$ thread eseguiranno il kernel!

Esercizio

Prendere il codice che fa la somma di vettori e invece di usare molti blocchi, ognuno con un singolo thread, usare un **singolo** blocco con molti thread (la **magic variabile** che identifica i thread all'interno di un blocco e' `threadIdx.x`)

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;
if (tid < N)
c[tid] = a[tid] + b[tid];
}
```

Domanda: anche il main va cambiato?
Come? Si devono modificare gli argomenti all'interno delle triple angle brackets!

```
add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)
```

Blocchi e thread

Abbiamo visto come lanciare **un** kernel su molti blocchi (N).
I blocchi pero' non sono il livello piu' fine di granularita' su CUDA, essi infatti possono essere suddivisi in thread.

```
add <<< N, m >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

il kernel viene lanciato su `N` blocchi e `m` thread **per** blocco.
Quindi in totale $N \times m$ thread eseguiranno il kernel!

Esercizio

Prendere il codice che fa la somma di vettori e invece di usare molti blocchi, ognuno con un singolo thread, usare un **singolo** blocco con molti thread (la **magic variabile** che identifica i thread all'interno di un blocco e' `threadIdx.x`)

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;
if (tid < N)
c[tid] = a[tid] + b[tid];
}
```

Domanda: anche il main va cambiato?
Come? Si devono modificare gli argomenti all'interno delle triple angle brackets!

```
add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)
```

Blocchi e thread

Abbiamo visto come lanciare **un** kernel su molti blocchi (N).
I blocchi pero' non sono il livello piu' fine di granularita' su CUDA, essi infatti possono essere suddivisi in thread.

```
add <<< N, m >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

il kernel viene lanciato su `N` blocchi e `m` thread **per** blocco.
Quindi in totale $N \times m$ thread eseguiranno il kernel!

Esercizio

Prendere il codice che fa la somma di vettori e invece di usare molti blocchi, ognuno con un singolo thread, usare un **singolo** blocco con molti thread (la **magic variabile** che identifica i thread all'interno di un blocco e' `threadIdx.x`)

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;
if (tid < N)
c[tid] = a[tid] + b[tid];
}
```

Domanda: anche il main va cambiato?
Come? Si devono modificare gli argomenti all'interno delle triple angle brackets!

```
add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)
```

Blocchi vs thread

Se lancio **N** blocchi con 1 thread ognuno:

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                          // identifico thread e ingresso con blockIdx.x
   if (tid < N) {                                //
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; //
               }                                //
}


 add <<<N,1 >>> (dev_a,dev_b,dev_c)    // <====== N e' il PRIMO ingresso delle <<<>>>
```

Se lancio **1** blocchio con N thread ognuno:

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;                          // identifico thread e ingresso con threadIdx.x
if (tid < N)   {
                  c[tid] = a[tid] + b[tid];
               }


 add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)    // <====== N e' il SECONDO ingresso delle <<<>>>
```

Blocchi vs thread

Se lancio **N** blocchi con 1 thread ognuno:

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                        // identifico thread e ingresso con blockIdx.x
   if (tid < N) {                              //
                   c[tid] = a[tid] +b[tid]; //
               }                               //
}


 add <<<N,1 >>> (dev_a,dev_b,dev_c)    // <====== N e' il PRIMO ingresso delle <<<>>>
```

Se lancio **1** blocchio con N thread ognuno:

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;                          // identifico thread e ingresso con threadIdx.x
if (tid < N)   {
                    c[tid] = a[tid] + b[tid];
               }


 add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)    // <====== N e' il SECONDO ingresso delle <<<>>>
```

Blocchi vs thread

Se lancio **N** blocchi con 1 thread ognuno:

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                        // identifico thread e ingresso con blockIdx.x
   if (tid < N) {                              //
                   c[tid] = a[tid] +b[tid]; //
               }                               //
}


 add <<<N,1 >>> (dev_a,dev_b,dev_c)    // <====== N e' il PRIMO ingresso delle <<<>>>
```

Se lancio **1** blocchio con N thread ognuno:

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;                          // identifico thread e ingresso con threadIdx.x
if (tid < N)   {
                    c[tid] = a[tid] + b[tid];
               }


 add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)    // <====== N e' il SECONDO ingresso delle <<<>>>
```

Esempio di una griglia 1D con blocchi 1D

Supponiamo di:

- dover lavorare su un **array** di 16 punti, 1D.
- supponiamo di avere deciso che anche la griglia sia 1D (per esempio stiamo simulando una linea divisa in pezzi).
- vogliamo una funzione che associ ogni **thread** ad un singolo **punto** dell'array
- per esempio, suddividiamo la griglia in 4 blocchi 1D, ognuno di 4 thread.

0				1				2				3			
0	1	2	3	0	1	2	3	0	1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	4	5	6	7	8	**9**	10	11	12	13	14	16

- `blockIdx.x` =2
- `threadIdx.x` = 1
- `blockDim.x` = 4
- `indice` = $2 \times 4 + 1 = 9$

Esempio di una griglia 1D con blocchi 1D

Supponiamo di:

- dover lavorare su un **array** di 16 punti, 1D.
- supponiamo di avere deciso che anche la griglia sia 1D (per esempio stiamo simulando una linea divisa in pezzi).
- vogliamo una funzione che associ ogni **thread** ad un singolo **punto** dell'array
- per esempio, suddividiamo la griglia in 4 blocchi 1D, ognuno di 4 thread.

- `blockIdx.x` =2
- `threadIdx.x` = 1
- `blockDim.x` = 4
- `indice` = 2 × 4 + 1 = 9

Esempio di una griglia 1D con blocchi 1D

Supponiamo di:

- dover lavorare su un **array** di 16 punti, 1D.
- supponiamo di avere deciso che anche la griglia sia 1D (per esempio stiamo simulando una linea divisa in pezzi).
- vogliamo una funzione che associ ogni **thread** ad un singolo **punto** dell'array
- per esempio, suddividiamo la griglia in 4 blocchi 1D, ognuno di 4 thread.

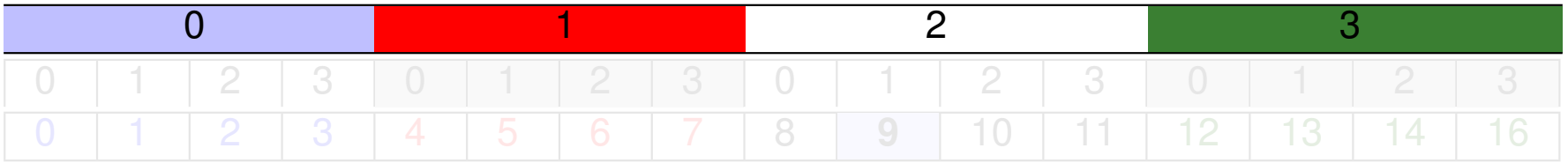
0				1				2				3			
0	1	2	3	0	1	2	3	0	1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	4	5	6	7	8	**9**	10	11	12	13	14	16

- `blockIdx.x` =2
- `threadIdx.x` = 1
- `blockDim.x` = 4
- indice = $2 \times 4 + 1 = 9$

Esempio di una griglia 1D con blocchi 1D

Supponiamo di:

- dover lavorare su un **array** di 16 punti, 1D.
- supponiamo di avere deciso che anche la griglia sia 1D (per esempio stiamo simulando una linea divisa in pezzi).
- vogliamo una funzione che associ ogni **thread** ad un singolo **punto** dell'array
- per esempio, suddividiamo la griglia in 4 blocchi 1D, ognuno di 4 thread.

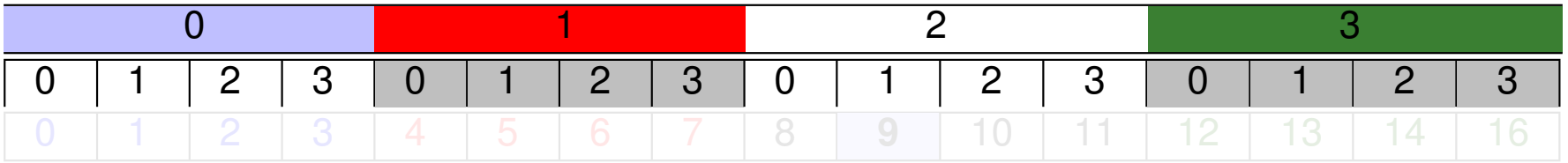


- `blockIdx.x` =2
- `threadIdx.x` = 1
- `blockDim.x` = 4
- indice = 2 × 4 + 1 = 9

Esempio di una griglia 1D con blocchi 1D

Supponiamo di:

- dover lavorare su un **array** di 16 punti, 1D.
- supponiamo di avere deciso che anche la griglia sia 1D (per esempio stiamo simulando una linea divisa in pezzi).
- vogliamo una funzione che associ ogni **thread** ad un singolo **punto** dell'array
- per esempio, suddividiamo la griglia in 4 blocchi 1D, ognuno di 4 thread.



- `blockIdx.x` =2
- `threadIdx.x` = 1
- `blockDim.x` = 4
- `indice` = 2 × 4 + 1 = 9

Esempio di una griglia 1D con blocchi 1D

Supponiamo di:

- dover lavorare su un **array** di 16 punti, 1D.
- supponiamo di avere deciso che anche la griglia sia 1D (per esempio stiamo simulando una linea divisa in pezzi).
- vogliamo una funzione che associ ogni **thread** ad un singolo **punto** dell'array
- per esempio, suddividiamo la griglia in 4 blocchi 1D, ognuno di 4 thread.

0				1				2				3			
0	1	2	3	0	1	2	3	0	1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	4	5	6	7	8	**9**	10	11	12	13	14	16

- `blockIdx.x` =2
- `threadIdx.x` = 1
- `blockDim.x` = 4
- indice = $2 \times 4 + 1 = 9$

Esempio di una griglia 1D con blocchi 1D

Supponiamo di:

- dover lavorare su un **array** di 16 punti, 1D.
- supponiamo di avere deciso che anche la griglia sia 1D (per esempio stiamo simulando una linea divisa in pezzi).
- vogliamo una funzione che associ ogni **thread** ad un singolo **punto** dell'array
- per esempio, suddividiamo la griglia in 4 blocchi 1D, ognuno di 4 thread.

0				1				2				3			
0	1	2	3	0	1	2	3	0	1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	4	5	6	7	8	**9**	10	11	12	13	14	16

- `blockIdx.x` =2
- `threadIdx.x` = 1
- `blockDim.x` = 4
- `indice` = 2 × 4 + 1 = 9

Identificare un thread tra blocchi e griglie:

le variabili **magiche** per i thread e i blocchi:

- `threadIdx.x` indice dei thread all'**interno** di un blocco, i valori vanno `[0,blockDim.x-1]` (ci sono anche `threadId.y` e `threadId.z`)
- `blockIdx` indice del blocco all'**interno** della grid `[0,gridDim.x-1]` (ci sono anche `blockIdx.x`, `blockIdx.y` e `blockIdx.z`)
- `blockDim.x` e' la grandezza dei blocchi lungo la dimensione x (ovviamente c'e' la magic variable anche per la y e la z).
- per esempio, se vogliamo sapere l'indice globale di un thread in un sistema dove ci sono molti blocchi (1D) (nota che `idx` **non** e' una magic variable, ma e' un nome scelto da me):

```
idx = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x
```

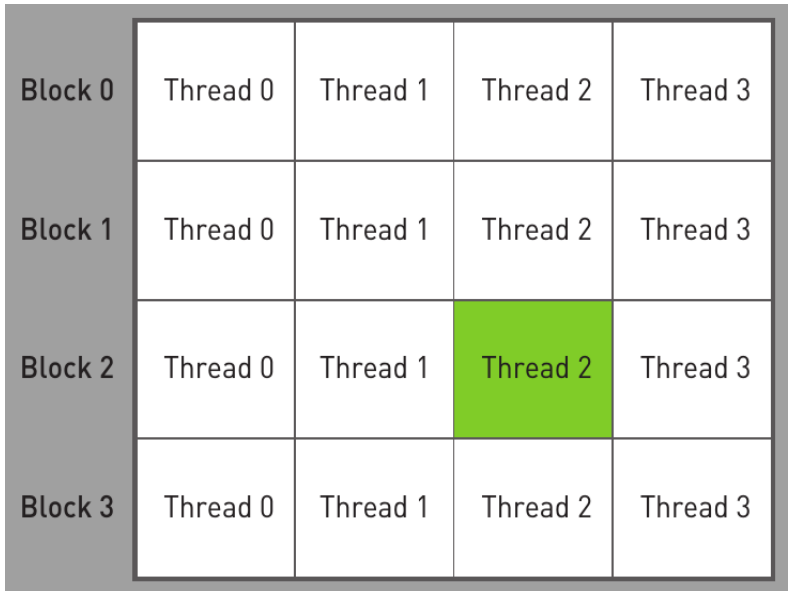
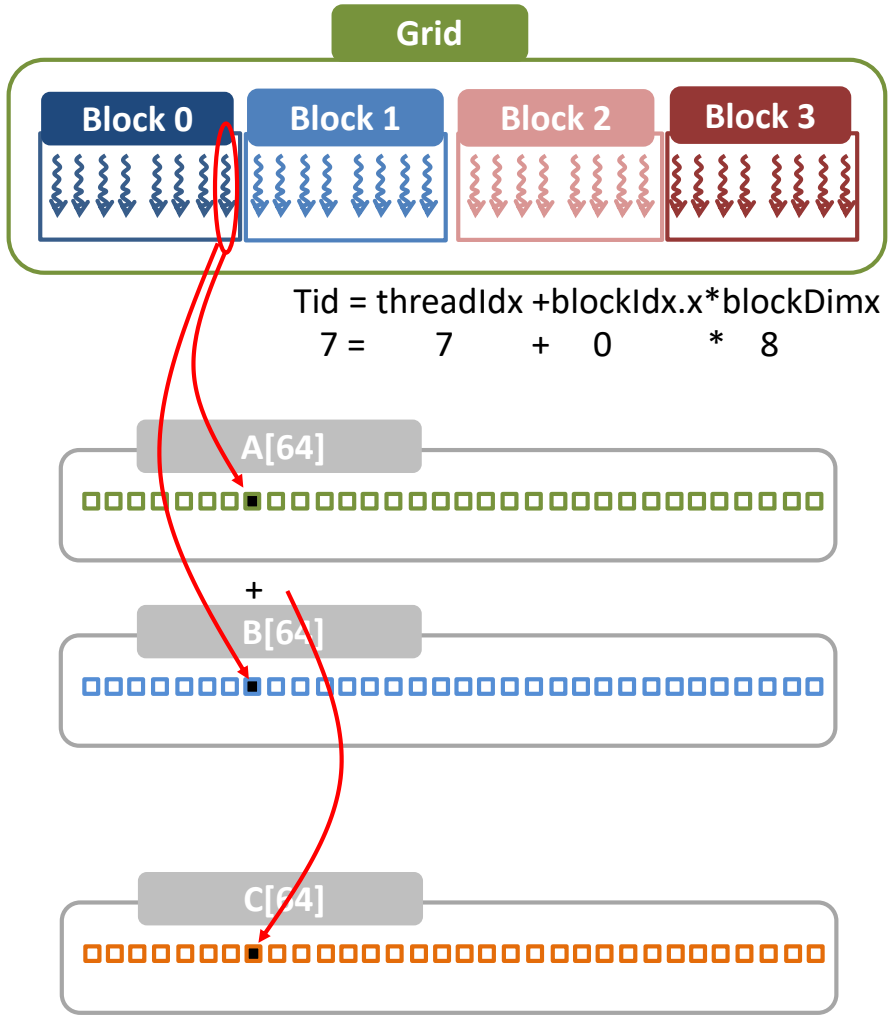
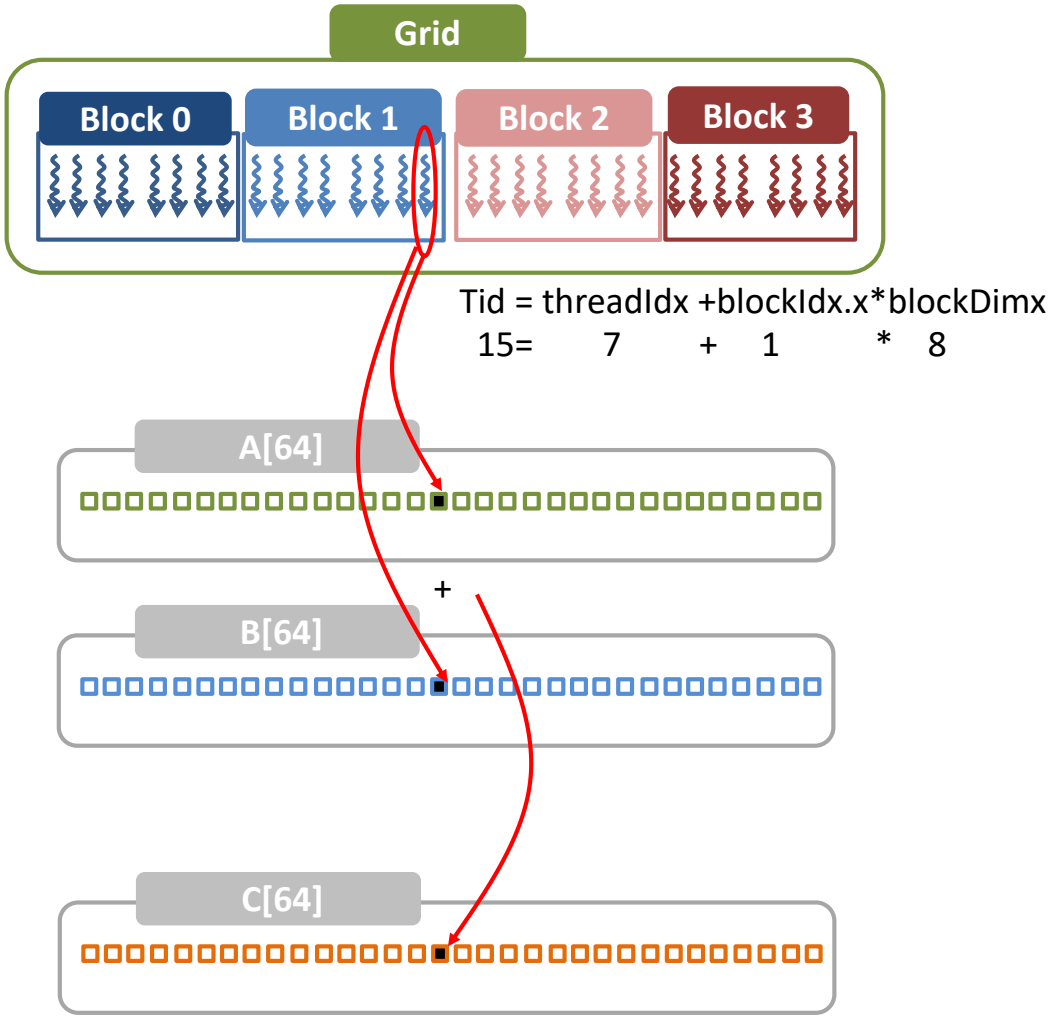


Figure: struttura dei thread e blocchi.

Somma Visuale



Somma Visuale



Lanciare un kernel con una griglia strutturata

Abbiamo visto che i thread in un blocco possono formare una griglia 3D, lo stesso i blocchi nella gird.... come si fa ad usare le *triple angle brackets* per sfruttare questa granularita' dei thread?

- per prima cosa si usa un nuovo *tipo* (un vettore 3D intero), definito in CUDA, per esempio:
  `dim3 miaGrid (10,10,2);`
  In questo esempio abbiamo creato un oggetto che contiene 3 interi e che definisce la struttura della griglia in funzione dei blocchi (da metter nel primo ingresso delle *triple angle brackets*).
- a questo punto si definisce la struttura del singolo blocco (con il medesimo *tipo*):
  `dim3 mioBlocco (32,4);`
  In questo caso abbiamo deciso che un blocco ha una struttura 2D in cui il primo ingresso ha lunghezza 32, il secondo 4. La variabile `mioBlocco` andra' quindi inserita nel secondo ingresso delle *triple angle brackets*. Questo tipo di blocchi avra' 128 thread.

Osservazione: Quando non si specifica una delle dimensioni di un oggetto `dim3`, questa ha lunghezza 1.

Attenzione dato che decido io come sono fatti questi oggetti, nel momento in cui li inserisco nelle triple angle brackets definisco la **struttura** dei thread e dei blocchi. Nell'esempio la grid e' **3D** e ci sono 200 bloccchi (10 x 10 x 2), mentre i blocchi sono **2D** (32 x 4).

```
dim3 miaGrid (10,10,2);  //  grid  di 10 x 10 x 2 = 200 blocchi nella griglia
dim3 mioBlocco (32,4);   // blocco di 32 x  4 x 1 = 128 thread nel singolo blocco
```

Esempio di chiamata: supponiamo di avre definito un kernel chiamato `add`, questo puo' essere lanciato in questo modo:

```
add <<< miaGrid, mioBlocco>>> (argomenti);
```

Lanciare un kernel con una griglia strutturata

Abbiamo visto che i thread in un blocco possono formare una griglia 3D, lo stesso i blocchi nella gird.... come si fa ad usare le *triple angle brackets* per sfruttare questa granularita' dei thread?

- per prima cosa si usa un nuovo *tipo* (un vettore 3D intero), definito in CUDA, per esempio:
  `dim3 miaGrid (10,10,2);`
  In questo esempio abbiamo creato un oggetto che contiene 3 interi e che definisce la struttura della griglia in funzione dei blocchi (da metter nel primo ingresso delle *triple angle brackets*).
- a questo punto si definisce la struttura del singolo blocco (con il medesimo *tipo*):
  `dim3 mioBlocco (32,4);`
  In questo caso abbiamo deciso che un blocco ha una struttura 2D in cui il primo ingresso ha lunghezza 32, il secondo 4. La variabile `mioBlocco` andra' quindi inserita nel secondo ingresso delle *triple angle brackets*. Questo tipo di blocchi avra' 128 thread.

Osservazione: Quando non si specifica una delle dimensioni di un oggetto `dim3`, questa ha lunghezza 1.

Attenzione dato che decido io come sono fatti questi oggetti, nel momento in cui li inserisco nelle triple angle brackets definisco la **struttura** dei thread e dei blocchi. Nell'esempio la grid e' **3D** e ci sono 200 bloccchi (10 x 10 x 2), mentre i blocchi sono **2D** (32 x 4).

```
dim3 miaGrid (10,10,2);  //  grid  di 10 x 10 x 2 = 200 blocchi nella griglia
dim3 mioBlocco (32,4);   // blocco di 32 x  4 x 1 = 128 thread nel singolo blocco
```

Esempio di chiamata: supponiamo di avre definito un kernel chiamato `add`, questo puo' essere lanciato in questo modo:

```
    add <<< miaGrid, mioBlocco>>> (argomenti);
```

Lanciare un kernel con una griglia strutturata

Abbiamo visto che i thread in un blocco possono formare una griglia 3D, lo stesso i blocchi nella gird.... come si fa ad usare le *triple angle brackets* per sfruttare questa granularita' dei thread?

- per prima cosa si usa un nuovo *tipo* (un vettore 3D intero), definito in CUDA, per esempio:
  `dim3 miaGrid (10,10,2);`
  In questo esempio abbiamo creato un oggetto che contiene 3 interi e che definisce la struttura della griglia in funzione dei blocchi (da metter nel primo ingresso delle *triple angle brackets*).
- a questo punto si definisce la struttura del singolo blocco (con il medesimo *tipo*):
  `dim3 mioBlocco (32,4);`
  In questo caso abbiamo deciso che un blocco ha una struttura 2D in cui il primo ingresso ha lunghezza 32, il secondo 4. La variabile `mioBlocco` andra' quindi inserita nel secondo ingresso delle *triple angle brackets*. Questo tipo di blocchi avra' 128 thread.

Osservazione: Quando non si specifica una delle dimensioni di un oggetto `dim3`, questa ha lunghezza 1.

Attenzione dato che decido io come sono fatti questi oggetti, nel momento in cui li inserisco nelle triple angle brackets definisco la **struttura** dei thread e dei blocchi. Nell'esempio la grid e' **3D** e ci sono 200 bloccchi (10 x 10 x 2), mentre i blocchi sono **2D** (32 x 4).

```
dim3 miaGrid (10,10,2);  //  grid  di 10 x 10 x 2 = 200 blocchi nella griglia
dim3 mioBlocco (32,4);   // blocco di 32 x  4 x 1 = 128 thread nel singolo blocco
```

Esempio di chiamata: supponiamo di avre definito un kernel chiamato `add`, questo puo' essere lanciato in questo modo:

```
    add <<< miaGrid, mioBlocco>>> (argomenti);
```

Lanciare un kernel con una griglia strutturata

Abbiamo visto che i thread in un blocco possono formare una griglia 3D, lo stesso i blocchi nella gird.... come si fa ad usare le *triple angle brackets* per sfruttare questa granularita' dei thread?

- per prima cosa si usa un nuovo *tipo* (un vettore 3D intero), definito in CUDA, per esempio:
  `dim3 miaGrid (10,10,2);`
  In questo esempio abbiamo creato un oggetto che contiene 3 interi e che definisce la struttura della griglia in funzione dei blocchi (da metter nel primo ingresso delle *triple angle brackets*).
- a questo punto si definisce la struttura del singolo blocco (con il medesimo *tipo*):
  `dim3 mioBlocco (32,4);`
  In questo caso abbiamo deciso che un blocco ha una struttura 2D in cui il primo ingresso ha lunghezza 32, il secondo 4. La variabile `mioBlocco` andra' quindi inserita nel secondo ingresso delle *triple angle brackets*. Questo tipo di blocchi avra' 128 thread.

Osservazione: Quando non si specifica una delle dimensioni di un oggetto `dim3`, questa ha lunghezza 1.

Attenzione dato che decido io come sono fatti questi oggetti, nel momento in cui li inserisco nelle triple angle brackets definisco la **struttura** dei thread e dei blocchi. Nell'esempio la grid e' **3D** e ci sono 200 bloccchi (10 x 10 x 2), mentre i blocchi sono **2D** (32 x 4).

```
dim3 miaGrid (10,10,2);  //  grid  di 10 x 10 x 2 = 200 blocchi nella griglia
dim3 mioBlocco (32,4);   // blocco di 32 x  4 x 1 = 128 thread nel singolo blocco
```

Esempio di chiamata: supponiamo di avre definito un kernel chiamato `add`, questo puo' essere lanciato in questo modo:

```
    add <<< miaGrid, mioBlocco>>> (argomenti);
```

Lanciare un kernel con una griglia strutturata

Abbiamo visto che i thread in un blocco possono formare una griglia 3D, lo stesso i blocchi nella gird.... come si fa ad usare le *triple angle brackets* per sfruttare questa granularita' dei thread?

- per prima cosa si usa un nuovo *tipo* (un vettore 3D intero), definito in CUDA, per esempio:
  `dim3 miaGrid (10,10,2);`
  In questo esempio abbiamo creato un oggetto che contiene 3 interi e che definisce la struttura della griglia in funzione dei blocchi (da metter nel primo ingresso delle *triple angle brackets*).
- a questo punto si definisce la struttura del singolo blocco (con il medesimo *tipo*):
  `dim3 mioBlocco (32,4);`
  In questo caso abbiamo deciso che un blocco ha una struttura 2D in cui il primo ingresso ha lunghezza 32, il secondo 4. La variabile `mioBlocco` andra' quindi inserita nel secondo ingresso delle *triple angle brackets*. Questo tipo di blocchi avra' 128 thread.

Osservazione: Quando non si specifica una delle dimensioni di un oggetto `dim3`, questa ha lunghezza 1.

Attenzione dato che decido io come sono fatti questi oggetti, nel momento in cui li inserisco nelle triple angle brackets definisco la **struttura** dei thread e dei blocchi. Nell'esempio la grid e' **3D** e ci sono 200 bloccchi (10 x 10 x 2), mentre i blocchi sono **2D** (32 x 4).

```
dim3 miaGrid (10,10,2);  //  grid  di 10 x 10 x 2 = 200 blocchi nella griglia
dim3 mioBlocco (32,4);   // blocco di 32 x  4 x 1 = 128 thread nel singolo blocco
```

Esempio di chiamata: supponiamo di avre definito un kernel chiamato `add`, questo puo' essere lanciato in questo modo:

```
add <<< miaGrid, mioBlocco>>> (argomenti);
```

Lanciare un kernel con una griglia strutturata

Abbiamo visto che i thread in un blocco possono formare una griglia 3D, lo stesso i blocchi nella gird.... come si fa ad usare le *triple angle brackets* per sfruttare questa granularita' dei thread?

- per prima cosa si usa un nuovo *tipo* (un vettore 3D intero), definito in CUDA, per esempio:
  `dim3 miaGrid (10,10,2);`
  In questo esempio abbiamo creato un oggetto che contiene 3 interi e che definisce la struttura della griglia in funzione dei blocchi (da metter nel primo ingresso delle *triple angle brackets*).
- a questo punto si definisce la struttura del singolo blocco (con il medesimo *tipo*):
  `dim3 mioBlocco (32,4);`
  In questo caso abbiamo deciso che un blocco ha una struttura 2D in cui il primo ingresso ha lunghezza 32, il secondo 4. La variabile `mioBlocco` andra' quindi inserita nel secondo ingresso delle *triple angle brackets*. Questo tipo di blocchi avra' 128 thread.

Osservazione: Quando non si specifica una delle dimensioni di un oggetto `dim3`, questa ha lunghezza 1.

Attenzione dato che decido io come sono fatti questi oggetti, nel momento in cui li inserisco nelle triple angle brackets definisco la **struttura** dei thread e dei blocchi. Nell'esempio la grid e' **3D** e ci sono 200 bloccchi (10 x 10 x 2), mentre i blocchi sono **2D** (32 x 4).

```
dim3 miaGrid (10,10,2);  //  grid  di 10 x 10 x 2 = 200 blocchi nella griglia
dim3 mioBlocco (32,4);   // blocco di 32 x  4 x 1 = 128 thread nel singolo blocco
```

Esempio di chiamata: supponiamo di avre definito un kernel chiamato `add`, questo puo' essere lanciato in questo modo:

```
add <<< miaGrid, mioBlocco>>> (argomenti);
```

Compute capabilities da Wikipedia

Technical specifications	Compute capability (version)														
	1.0	1.1	1.2	1.3	2.x	3.0	3.2	3.5	3.7	5.0	5.2	5.3	6.0	6.1	6.2
Maximum number of resident grids per device (Concurrent Kernel Execution)	t.b.d.				16		4	32				16	128	32	16
Maximum dimensionality of grid of thread blocks	2				3										
Maximum x-dimension of a grid of thread blocks	65535					$2^{31}-1$									
Maximum y-, or z-dimension of a grid of thread blocks	65535														
Maximum dimensionality of thread block	3														
Maximum x- or y-dimension of a block	512				1024										
Maximum z-dimension of a block	64														
Maximum number of threads per block	512				1024										
Warp size	32														
Maximum number of resident blocks per multiprocessor	8					16				32					
Maximum number of resident warps per multiprocessor	24		32		48	64									

Da una funzione ad un kernel

Un kernel non e' altro che una funzione che gira sul device. Vediamo qual'e' l'evoluzione che possiamo pensare per una funzione che fa la somma degli elementi di due array (componente per componente).
1) Prima vediamo una normale funzione che gira sull'host, che si occupa di tutti gli ingressi dell'array:

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int id = 0;                    // qui id e' una variabile sugli elementi dell'array
   while (id < N) {               // loop che gira su tutti gli elementi dell'array
                    c[id] = a[id] + b[id];
                    id += 1;      // prossimo giro, prossimo elemento dell'array!
                   }
  }
```

2) Trasformiamo la funzione sopra in un **kernel** che giri su un device, (pensato per molti blocchi, ciascuno con un unico thread):

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int id = blockIdx.x;           // qui id identifica un blocco
  //============ tolto il while, ogni blocco processa 1 solo ingresso
   if(id<N)                 c[id] = a[id] + b[id];  // un elemento differente
  //============ tolto l'aggiornamento al prossimo elemento

  }
```

Supponiamo ora che il numero di elementi nell'array sia piu' grande di tutti i possibili thread che possiamo lanciare (numMaxBlocchi $\times$ numMaxThreadPerBloco), cosa facciamo?

- Semplice, ogni thread dovra' processare **piu' di un elemento** dell'array!
- Attenzione: thread diversi devono essere sicuri di processare elementi diversi!
- Necessita': tutti gli ingressi dell'array devono essere riempiti

Da una funzione ad un kernel

Un kernel non e' altro che una funzione che gira sul device. Vediamo qual'e' l'evoluzione che possiamo pensare per una funzione che fa la somma degli elementi di due array (componente per componente).
1) Prima vediamo una normale funzione che gira sull'host, che si occupa di tutti gli ingressi dell'array:

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
    int id = 0;                     // qui id e' una variabile sugli elementi dell'array
    while (id < N) {                // loop che gira su tutti gli elementi dell'array
                    c[id] = a[id] + b[id];
                    id += 1;        // prossimo giro, prossimo elemento dell'array!
                   }
   }
```

2) Trasformiamo la funzione sopra in un **kernel** che giri su un device, (pensato per molti blocchi, ciascuno con un unico thread):

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
    int id = blockIdx.x;            // qui id identifica un blocco
   //=========== tolto il while, ogni blocco processa 1 solo ingresso
    if(id<N)            c[id] = a[id] + b[id];  // un elemento differente
   //=========== tolto l'aggiornamento al prossimo elemento

   }
```

Supponiamo ora che il numero di elementi nell'array sia piu' grande di tutti i possibili thread che possiamo lanciare (numMaxBlocchi $\times$ numMaxThreadPerBloco), cosa facciamo?

- Semplice, ogni thread dovra' processare **piu' di un elemento** dell'array!
- Attenzione: thread diversi devono essere sicuri di processare elementi diversi!
- Necessita': tutti gli ingressi dell'array devono essere riempiti

Da una funzione ad un kernel

Un kernel non e' altro che una funzione che gira sul device. Vediamo qual'e' l'evoluzione che possiamo pensare per una funzione che fa la somma degli elementi di due array (componente per componente).
1) Prima vediamo una normale funzione che gira sull'host, che si occupa di tutti gli ingressi dell'array:

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
    int id = 0;                     // qui id e' una variabile sugli elementi dell'array
    while (id < N) {                // loop che gira su tutti gli elementi dell'array
                    c[id] = a[id] + b[id];
                    id += 1;        // prossimo giro, prossimo elemento dell'array!
                   }
   }
```

2) Trasformiamo la funzione sopra in un **kernel** che giri su un device, (pensato per molti blocchi, ciascuno con un unico thread):

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
    int id = blockIdx.x;            // qui id identifica un blocco
   //=========== tolto il while, ogni blocco processa 1 solo ingresso
    if(id<N)            c[id] = a[id] + b[id];  // un elemento differente
   //=========== tolto l'aggiornamento al prossimo elemento

   }
```

Supponiamo ora che il numero di elementi nell'array sia piu' grande di tutti i possibili thread che possiamo lanciare (numMaxBlocchi $\times$ numMaxThreadPerBloco), cosa facciamo?

- Semplice, ogni thread dovra' processare **piu' di un elemento** dell'array!
- Attenzione: thread diversi devono essere sicuri di processare elementi diversi!
- Necessita': tutti gli ingressi dell'array devono essere riempiti

Come scegliere il numero di blocchi: passo 0

In base alle **compute capabilities** ogni GPU ha dei limiti, per esempio:

- il numero di blocchi (per esempio 65535)
- il numero di thread per blocco (per esempio 1024)
- grandezza di **ogni** dimensione di un blocco (per esempio 512 x 512 x 64)

E' importante quando si lanciano i kernel che non si vada oltre questi limiti (altrimenti si ha errore).

Problema:

- Supponiamo di voler lanciare *N* thread, come li dividiamo tra i blocchi? (1 blocco con N thread? 2 blocchi con N/2 thread, 4 blocchi con N/4 thread???)
- Oppure potremmo avere deciso che ogni blocco deve avere 128 thread: quanti blocchi e' bene usare? **Nota** esistono dei motivi per limitare il numero di thread per blocco legati alla memoria shared (per esempio limitando il numero di thread per blocco ognuno ha a disposizione un quantitativo di memoria shared, che e' piuttosto limitata).

Esempio (migliorabile) di un lancio di kernel con blocchi, ciascuno da 128 thread:

```
add<<< (N+127)/128, 128 >>>( dev_a, dev_b, dev_c );
```

Come scegliere il numero di blocchi: passo 0

In base alle **compute capabilities** ogni GPU ha dei limiti, per esempio:

- il numero di blocchi (per esempio 65535)
- il numero di thread per blocco (per esempio 1024)
- grandezza di **ogni** dimensione di un blocco (per esempio 512 x 512 x 64)

E' importante quando si lanciano i kernel che non si vada oltre questi limiti (altrimenti si ha errore).
Problema:

- Supponiamo di voler lanciare *N* thread, come li dividiamo tra i blocchi? (1 blocco con N thread? 2 blocchi con N/2 thread, 4 blocchi con N/4 thread???)
- Oppure potremmo avere deciso che ogni blocco deve avere 128 thread: quanti blocchi e' bene usare? **Nota** esistono dei motivi per limitare il numero di thread per blocco legati alla memoria shared (per esempio limitando il numero di thread per blocco ognuno ha a disposizione un quantitativo di memoria shared, che e' piuttosto limitata).

Esempio (migliorabile) di un lancio di kernel con blocchi, ciascuno da 128 thread:

```
add<<< (N+127)/128, 128 >>>( dev_a, dev_b, dev_c );
```

Come scegliere il numero di blocchi: passo 0

In base alle **compute capabilities** ogni GPU ha dei limiti, per esempio:

- il numero di blocchi (per esempio 65535)
- il numero di thread per blocco (per esempio 1024)
- grandezza di **ogni** dimensione di un blocco (per esempio 512 x 512 x 64)

E' importante quando si lanciano i kernel che non si vada oltre questi limiti (altrimenti si ha errore).
Problema:

- Supponiamo di voler lanciare *N* thread, come li dividiamo tra i blocchi? (1 blocco con N thread? 2 blocchi con N/2 thread, 4 blocchi con N/4 thread???)
- Oppure potremmo avere deciso che ogni blocco deve avere 128 thread: quanti blocchi e' bene usare? **Nota** esistono dei motivi per limitare il numero di thread per blocco legati alla memoria shared (per esempio limitando il numero di thread per blocco ognuno ha a disposizione un quantitativo di memoria shared, che e' piuttosto limitata).

Esempio (migliorabile) di un lancio di kernel con blocchi, ciascuno da 128 thread:

```
add<<< (N+127)/128, 128 >>>( dev_a, dev_b, dev_c );
```

Dimensionare i blocchi passo 1

Supponiamo che il numero di punti totali da calcolare sia N (variabile), e che si vogliano blocchi di 128 thread (in cui ogni thread processa un solo punto).
La formula $N/128 = 0$ e' pericolosa, per esempio con $N = 127$ si ottengono 0 blocchi! Dobbiamo essere sicuri di processare tutti i punti!
Per questa ragione ha senso definire il numero di blocchi in funzione del numero di punti da calcolare (n_{tXb}^{N}) e del numero di thread per blocco (tXb), come:

- N = numero di punti
- tXb = thread per blocco
- n_{tXb}^{N} = numero di blocchi, in funzione del numero di punti e del numero di thread per blocco

$$n_{tXb}^{N} = \frac{N + (tXb - 1)}{tXb} \tag{1}$$

In questo modo se:

$$N = 127, tXb = 128 \rightarrow n_{128}^{127} = \frac{127 + 127}{128} = 1 \quad (1x128 = 128) \tag{2}$$

se invece:

$$N = 10000, tXb = 128 \rightarrow n_{128}^{10000} = \frac{10000 + 127}{128} = 79 \quad (79x128 = 10112) \tag{3}$$

In questo modo abbiamo dimensionato il numero di blocchi in modo che tutti i punti vengano processati!
Problema, esistono dei limiti:

- un numero massimo di blocchi per griglia
- un numero massimo di thread per blocco
- un numero massimo di thread per griglia (kernel)

Dimensionare i blocchi passo 1

Supponiamo che il numero di punti totali da calcolare sia N (variabile), e che si vogliano blocchi di 128 thread (in cui ogni thread processa un solo punto).
La formula $N/128 = 0$ e' pericolosa, per esempio con $N = 127$ si ottengono 0 blocchi! Dobbiamo essere sicuri di processare tutti i punti!
Per questa ragione ha senso definire il numero di blocchi in funzione del numero di punti da calcolare (n_{tXb}^{N}) e del numero di thread per blocco (tXb), come:

- N = numero di punti
- tXb = thread per blocco
- n_{tXb}^{N} = numero di blocchi, in funzione del numero di punti e del numero di thread per blocco

$$n_{tXb}^{N} = \frac{N + (tXb - 1)}{tXb} \tag{1}$$

In questo modo se:

$$N = 127, tXb = 128 \rightarrow n_{128}^{127} = \frac{127 + 127}{128} = 1 \quad (1x128 = 128) \tag{2}$$

se invece:

$$N = 10000, tXb = 128 \rightarrow n_{128}^{10000} = \frac{10000 + 127}{128} = 79 \quad (79x128 = 10112) \tag{3}$$

In questo modo abbiamo dimensionato il numero di blocchi in modo che tutti i punti vengano processati!
Problema, esistono dei limiti:

- un numero massimo di blocchi per griglia
- un numero massimo di thread per blocco
- un numero massimo di thread per griglia (kernel)

Dimensionare i blocchi passo 1

Supponiamo che il numero di punti totali da calcolare sia N (variabile), e che si vogliano blocchi di 128 thread (in cui ogni thread processa un solo punto).
La formula $N/128 = 0$ e' pericolosa, per esempio con $N = 127$ si ottengono 0 blocchi! Dobbiamo essere sicuri di processare tutti i punti!
Per questa ragione ha senso definire il numero di blocchi in funzione del numero di punti da calcolare (n_{tXb}^{N}) e del numero di thread per blocco (tXb), come:

- N = numero di punti
- tXb = thread per blocco
- n_{tXb}^{N} = numero di blocchi, in funzione del numero di punti e del numero di thread per blocco

$$n_{tXb}^{N} = \frac{N + (tXb - 1)}{tXb} \tag{1}$$

In questo modo se:

$$N = 127, tXb = 128 \rightarrow n_{128}^{127} = \frac{127 + 127}{128} = 1 \quad (1x128 = 128) \tag{2}$$

se invece:

$$N = 10000, tXb = 128 \rightarrow n_{128}^{10000} = \frac{10000 + 127}{128} = 79 \quad (79x128 = 10112) \tag{3}$$

In questo modo abbiamo dimensionato il numero di blocchi in modo che tutti i punti vengano processati!
Problema, esistono dei limiti:

- un numero massimo di blocchi per griglia
- un numero massimo di thread per blocco
- un numero massimo di thread per griglia (kernel)

Dimensionare i blocchi passo 1

Supponiamo che il numero di punti totali da calcolare sia N (variabile), e che si vogliano blocchi di 128 thread (in cui ogni thread processa un solo punto).
La formula $N/128 = 0$ e' pericolosa, per esempio con $N = 127$ si ottengono 0 blocchi! Dobbiamo essere sicuri di processare tutti i punti!
Per questa ragione ha senso definire il numero di blocchi in funzione del numero di punti da calcolare (n_{tXb}^{N}) e del numero di thread per blocco (tXb), come:

- N = numero di punti
- tXb = thread per blocco
- n_{tXb}^{N} = numero di blocchi, in funzione del numero di punti e del numero di thread per blocco

$$n_{tXb}^{N} = \frac{N + (tXb - 1)}{tXb} \tag{1}$$

In questo modo se:

$$N = 127, tXb = 128 \rightarrow n_{128}^{127} = \frac{127 + 127}{128} = 1 \quad (1x128 = 128) \tag{2}$$

se invece:

$$N = 10000, tXb = 128 \rightarrow n_{128}^{10000} = \frac{10000 + 127}{128} = 79 \quad (79x128 = 10112) \tag{3}$$

In questo modo abbiamo dimensionato il numero di blocchi in modo che tutti i punti vengano processati!
Problema, esistono dei limiti:

- un numero massimo di blocchi per griglia
- un numero massimo di thread per blocco
- un numero massimo di thread per griglia (kernel)

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- **non** vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
       c[i] = a[i] + b[i];
       i += blockDim.x * gridDim.x;  // salta di un valore uguale al numero
                                     //  di tutti i thread del kernel
   }
}
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- **non** vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
  int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
  while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
      c[i] = a[i] + b[i];
      i += blockDim.x * gridDim.x;  // salta di un valore uguale al numero
                                    //  di tutti i thread del kernel
  }
}
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- **non** vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
        c[i] = a[i] + b[i];
        i += blockDim.x * gridDim.x;  // salta di un valore uguale al numero
                                      //  di tutti i thread del kernel
                  }
}
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- **non** vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
        c[i] = a[i] + b[i];
        i += blockDim.x * gridDim.x;  // salta di un valore uguale al numero
                                      //  di tutti i thread del kernel
                  }
}
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- **non** vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
        c[i] = a[i] + b[i];
        i += blockDim.x * gridDim.x;               // salta di un valore uguale al numero
                                                   //  di tutti i thread del kernel
                    }
  }
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- **non** vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
        c[i] = a[i] + b[i];
        i += blockDim.x * gridDim.x;               // salta di un valore uguale al numero
                                                   //  di tutti i thread del kernel
                    }
  }
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli $< N$
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- **non** vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
        c[i] = a[i] + b[i];
        i += blockDim.x * gridDim.x;               // salta di un valore uguale al numero
                                                   //  di tutti i thread del kernel
                    }
  }
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- **non** vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
        c[i] = a[i] + b[i];
        i += blockDim.x * gridDim.x;               // salta di un valore uguale al numero
                                                   //  di tutti i thread del kernel
                    }
  }
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- **non** vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
        c[i] = a[i] + b[i];
        i += blockDim.x * gridDim.x;               // salta di un valore uguale al numero
                                                   //  di tutti i thread del kernel
                    }
  }
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- **non** vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
        c[i] = a[i] + b[i];
        i += blockDim.x * gridDim.x;               // salta di un valore uguale al numero
                                                   //  di tutti i thread del kernel
                    }
  }
```

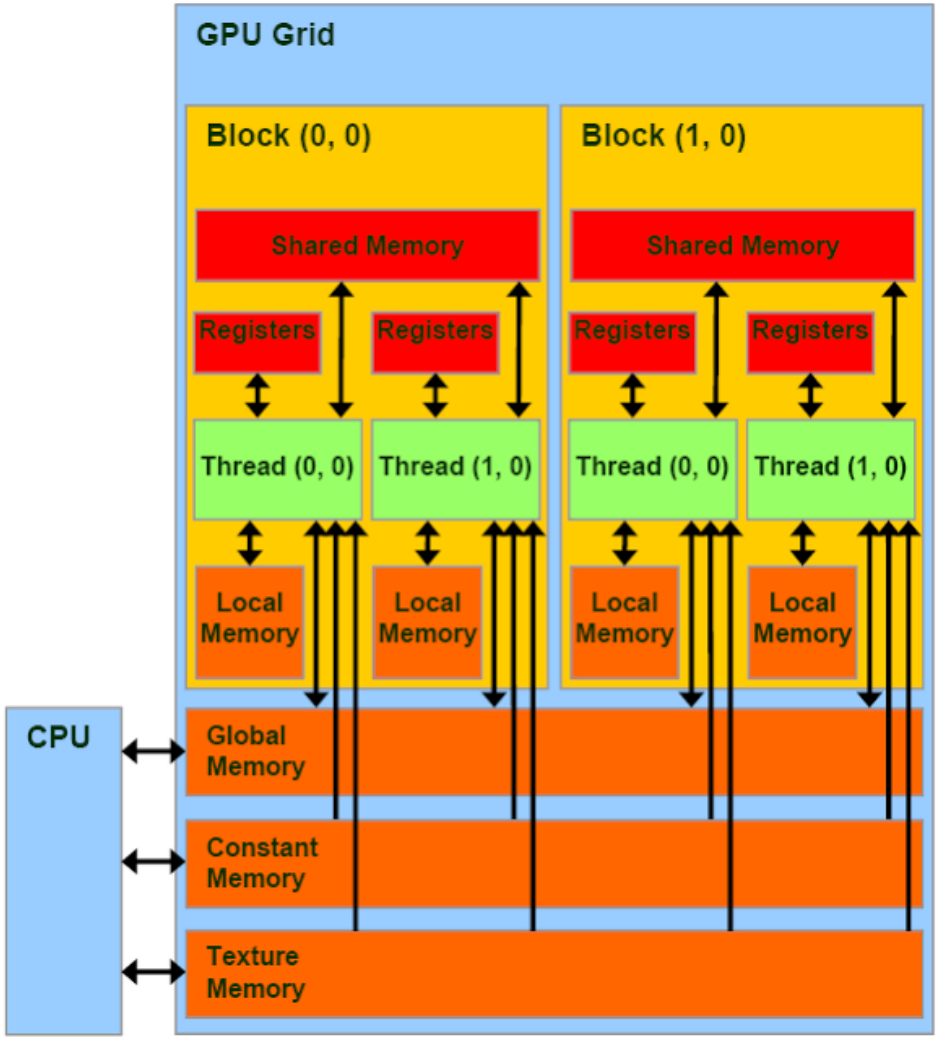
Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - . . .

Struttura delle memorie: una panoramica

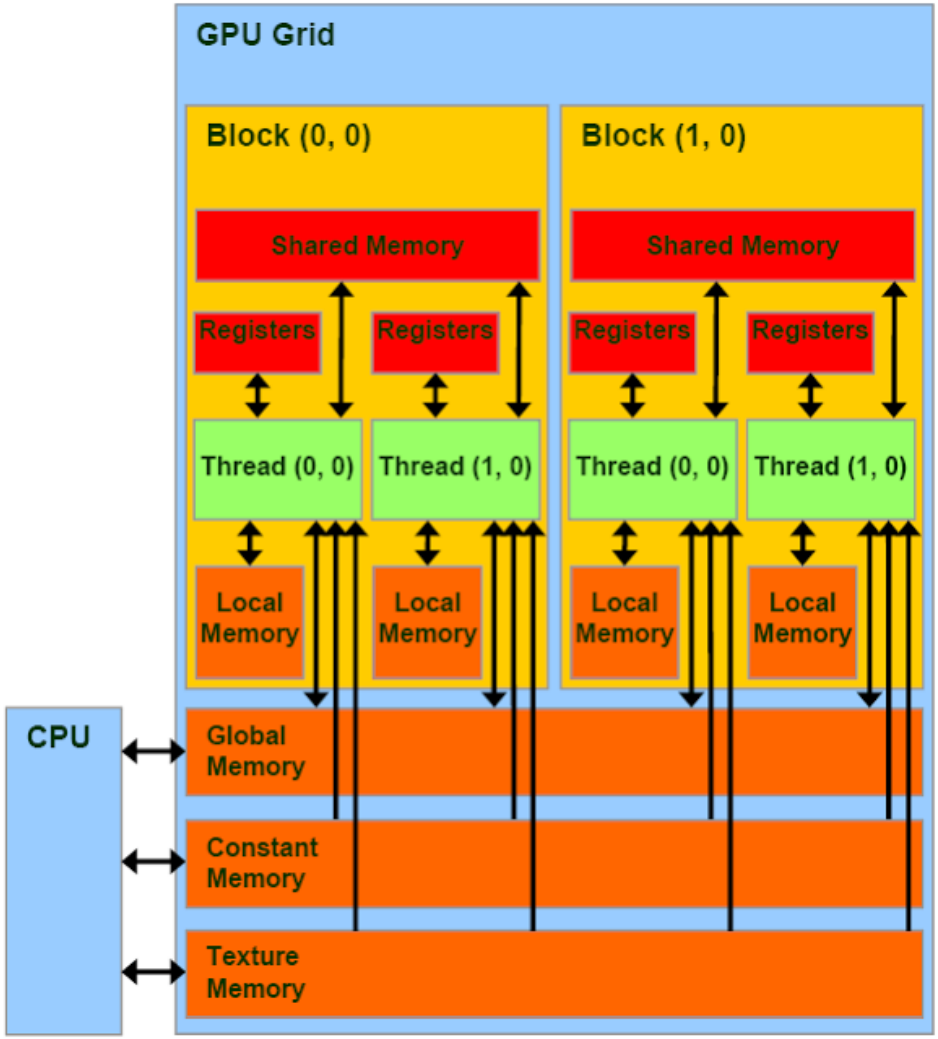


- i **registri** (Kepler) sono 255 per thread (64kb). Velocita' di accesso $\approx$ 1 ciclo.
- la **shared** memory ($\approx$ 64 kb per **SM**) e' condivisa da tutti i thread nel blocco: e' veloce. I thread di un blocco non accedono alla shared di un altro blocco. Velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli.
- la **constant** memory ($\approx$ 64 kb), velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli (sulla cache).
- la **local** memory ($\approx$ 512 kb) e' assegnata ad ogni singolo thread, e' solo un sottoinsieme della global: e' lenta come la global $\approx$ 500 cicli.
- la **global** memory (DRAM $\approx$ 4Gb) e' lenta ($\approx$ 500 cicli). Bandwidth circa 200 Gb/s. Vista da tutti i thread.
- la **texture** memory ($\approx$ 12/48 kb)

I valori qui riportati sono solo indicativi, e servono solo per avere un'idea di quanto sono gli ordini di grandezza delle varie memorie associate (ovviamente dipendono dalle **compute capabilites** di ogni scheda).

Figure: da `http://cuda-programming.blogspot.it/2013/01/what-is-constant-memory-in-cuda.html`.

Struttura delle memorie: una panoramica

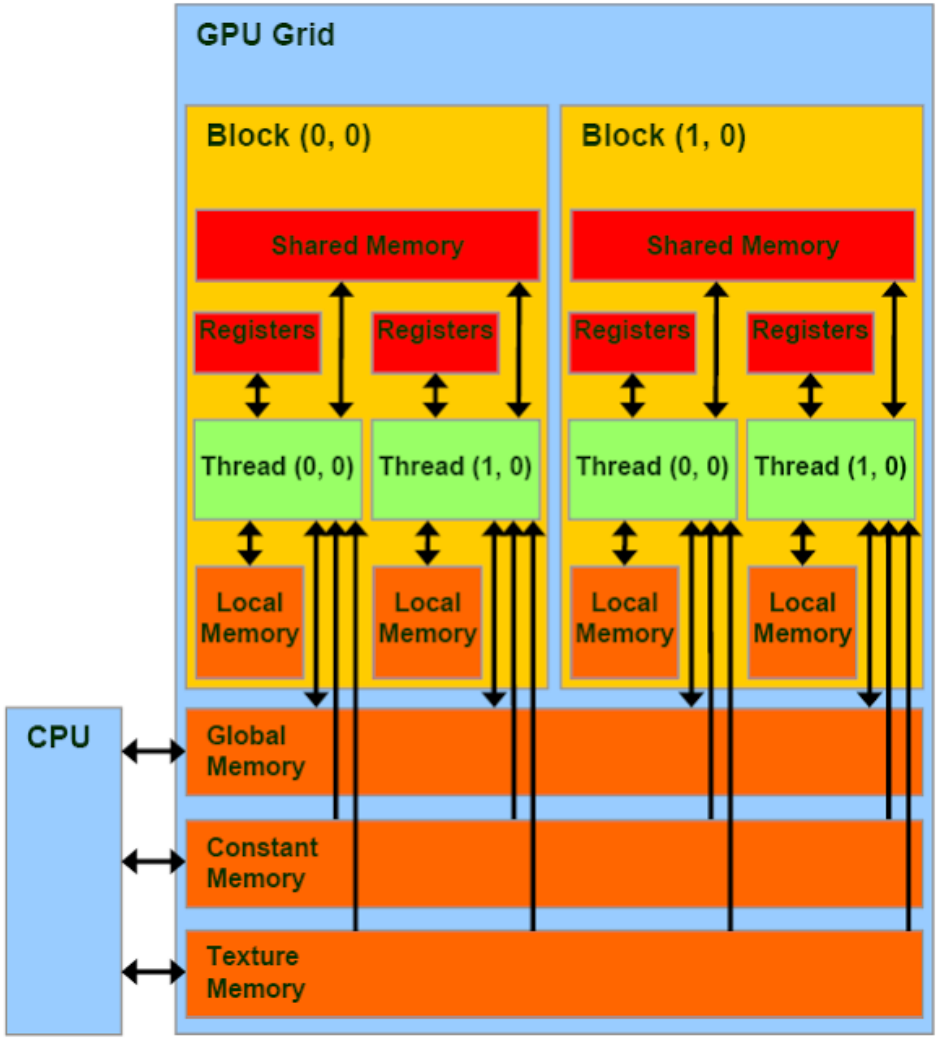


- i **registri** (Kepler) sono 255 per thread (64kb). Velocita' di accesso $\approx$ 1 ciclo.
- la **shared** memory ($\approx$ 64 kb per **SM**) e' condivisa da tutti i thread nel blocco: e' veloce. I thread di un blocco non accedono alla shared di un altro blocco. Velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli.
- la **constant** memory ($\approx$ 64 kb), velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli (sulla cache).
- la **local** memory ($\approx$ 512 kb) e' assegnata ad ogni singolo thread, e' solo un sottoinsieme della global: e' lenta come la global $\approx$ 500 cicli.
- la **global** memory (DRAM $\approx$ 4Gb) e' lenta ($\approx$ 500 cicli). Bandwidth circa 200 Gb/s. Vista da tutti i thread.
- la **texture** memory ($\approx$ 12/48 kb)

I valori qui riportati sono solo indicativi, e servono solo per avere un'idea di quanto sono gli ordini di grandezza delle varie memorie associate (ovviamente dipendono dalle **compute capabilites** di ogni scheda).

Figure: da `http://cuda-programming.blogspot.it/2013/01/what-is-constant-memory-in-cuda.html`.

Struttura delle memorie: una panoramica

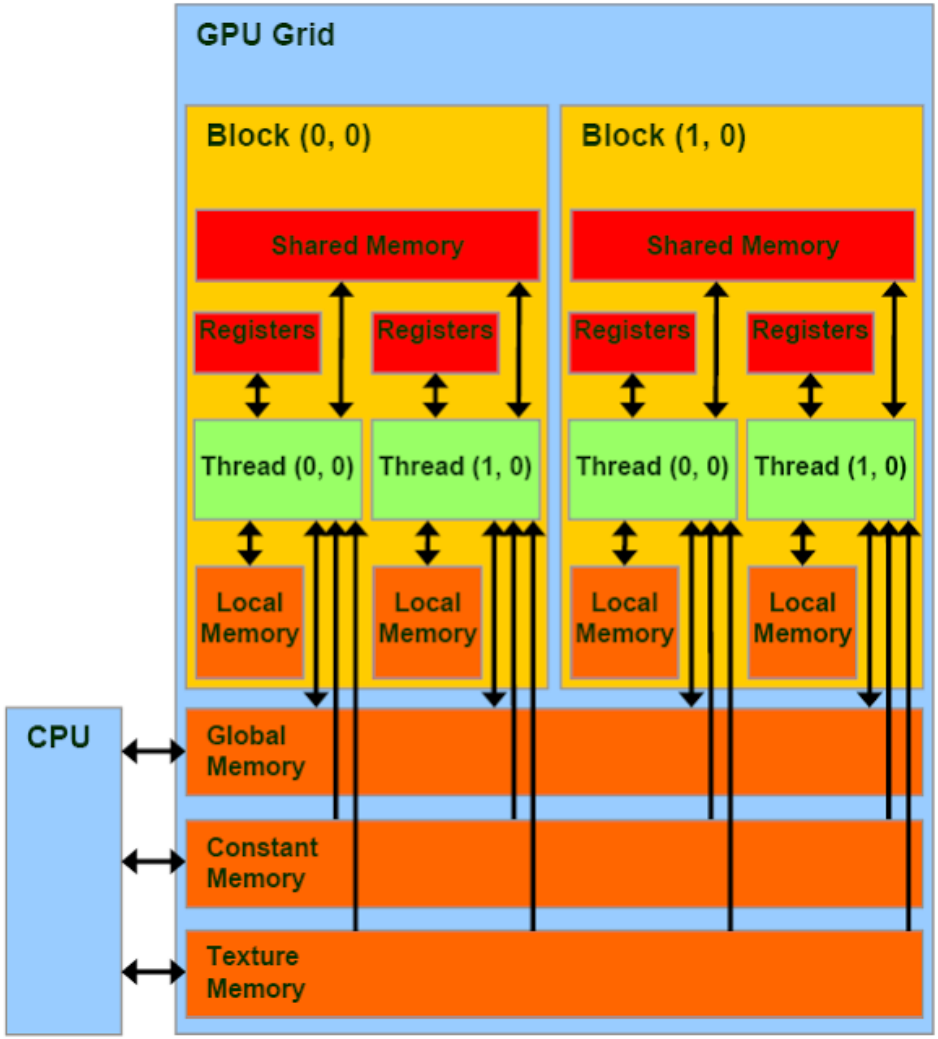


- i **registri** (Kepler) sono 255 per thread (64kb). Velocita' di accesso $\approx$ 1 ciclo.
- la **shared** memory ($\approx$ 64 kb per **SM**) e' condivisa da tutti i thread nel blocco: e' veloce. I thread di un blocco non accedono alla shared di un altro blocco. Velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli.
- la **constant** memory ($\approx$ 64 kb), velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli (sulla cache).
- la **local** memory ($\approx$ 512 kb) e' assegnata ad ogni singolo thread, e' solo un sottoinsieme della global: e' lenta come la global $\approx$ 500 cicli.
- la **global** memory (DRAM $\approx$ 4Gb) e' lenta ($\approx$ 500 cicli). Bandwidth circa 200 Gb/s. Vista da tutti i thread.
- la **texture** memory ($\approx$ 12/48 kb)

I valori qui riportati sono solo indicativi, e servono solo per avere un'idea di quanto sono gli ordini di grandezza delle varie memorie associate (ovviamente dipendono dalle **compute capabilites** di ogni scheda).

Figure: da `http://cuda-programming.blogspot.it/2013/01/what-is-constant-memory-in-cuda.html`.

Struttura delle memorie: una panoramica

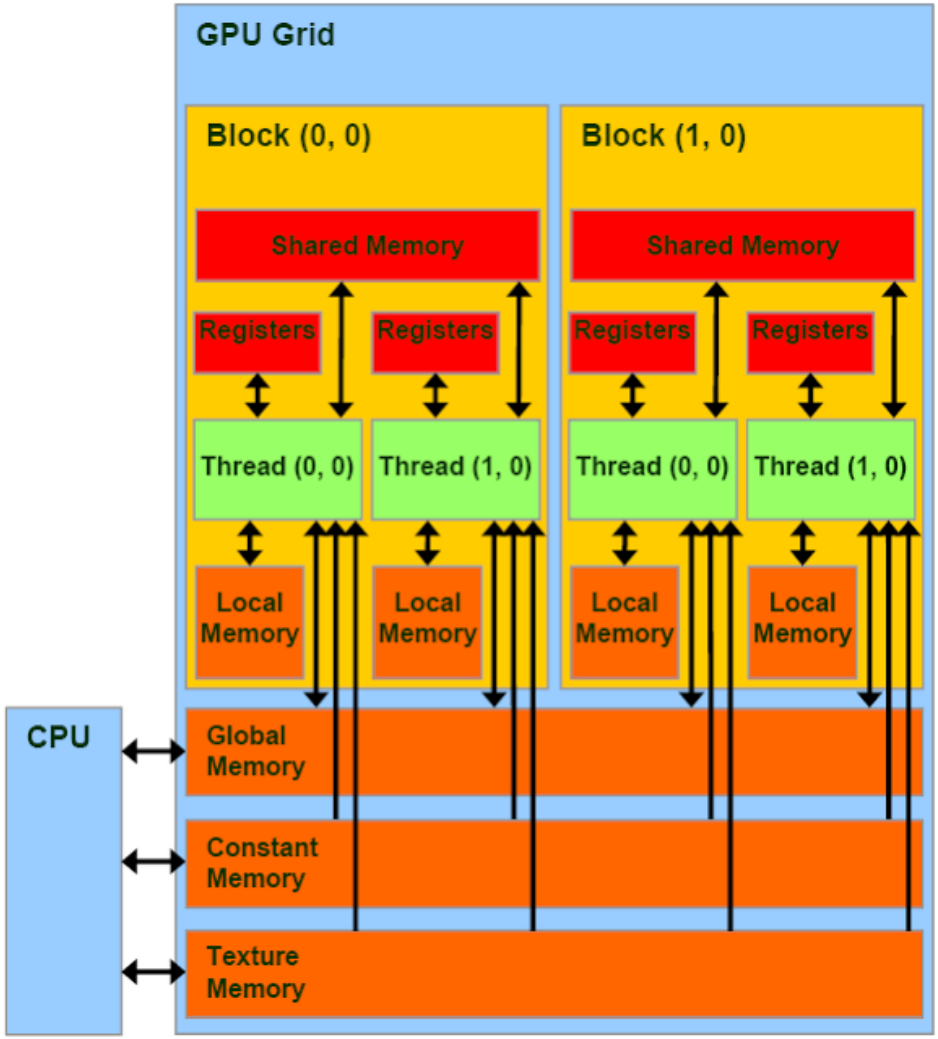


- i **registri** (Kepler) sono 255 per thread (64kb). Velocita' di accesso $\approx$ 1 ciclo.
- la **shared** memory ($\approx$ 64 kb per **SM**) e' condivisa da tutti i thread nel blocco: e' veloce. I thread di un blocco non accedono alla shared di un altro blocco. Velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli.
- la **constant** memory ($\approx$ 64 kb), velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli (sulla cache).
- la **local** memory ($\approx$ 512 kb) e' assegnata ad ogni singolo thread, e' solo un sottoinsieme della global: e' lenta come la global $\approx$ 500 cicli.
- la **global** memory (DRAM $\approx$ 4Gb) e' lenta ($\approx$ 500 cicli). Bandwidth circa 200 Gb/s. Vista da tutti i thread.
- la **texture** memory ($\approx$ 12/48 kb)

I valori qui riportati sono solo indicativi, e servono solo per avere un'idea di quanto sono gli ordini di grandezza delle varie memorie associate (ovviamente dipendono dalle **compute capabilites** di ogni scheda).

Figure: da `http://cuda-programming.blogspot.it/2013/01/what-is-constant-memory-in-cuda.html`.

Struttura delle memorie: una panoramica

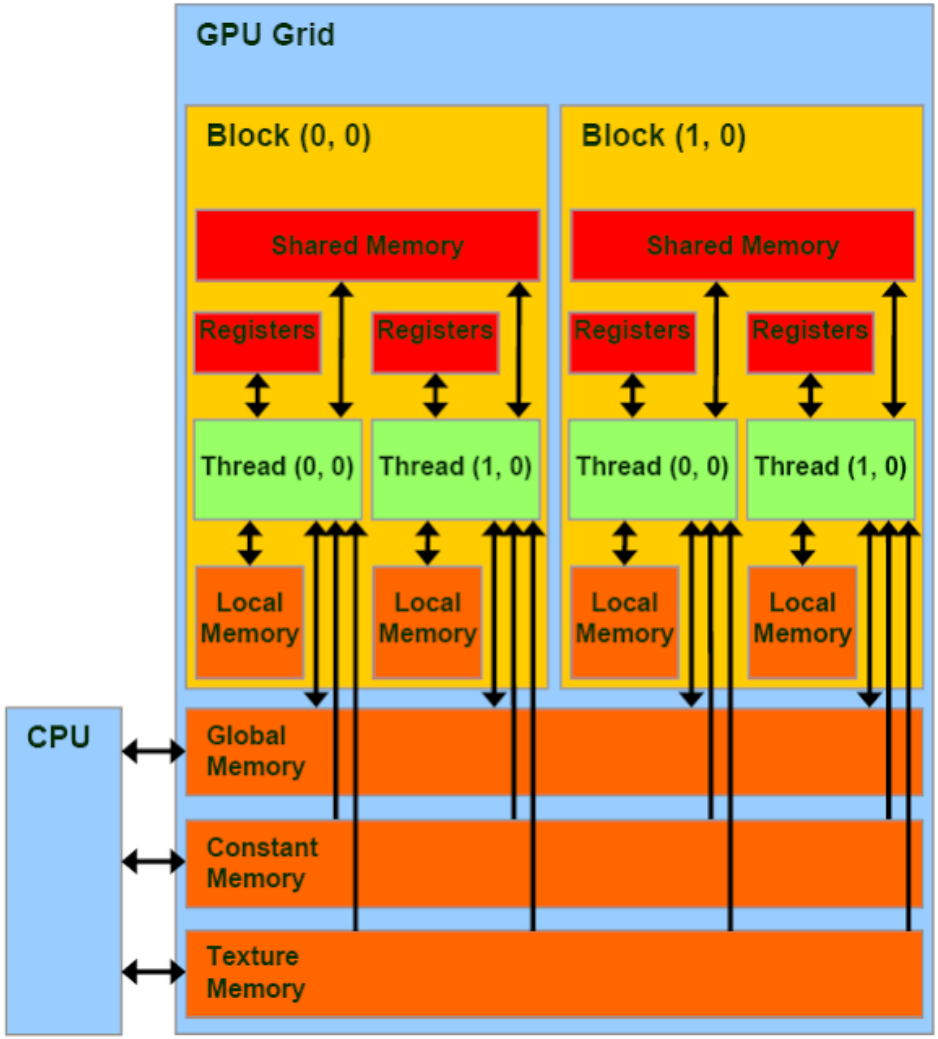


- i **registri** (Kepler) sono 255 per thread (64kb). Velocita' di accesso $\approx$ 1 ciclo.
- la **shared** memory ($\approx$ 64 kb per **SM**) e' condivisa da tutti i thread nel blocco: e' veloce. I thread di un blocco non accedono alla shared di un altro blocco. Velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli.
- la **constant** memory ($\approx$ 64 kb), velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli (sulla cache).
- la **local** memory ($\approx$ 512 kb) e' assegnata ad ogni singolo thread, e' solo un sottoinsieme della global: e' lenta come la global $\approx$ 500 cicli.
- la **global** memory (DRAM $\approx$ 4Gb) e' lenta ($\approx$ 500 cicli). Bandwidth circa 200 Gb/s. Vista da tutti i thread.
- la **texture** memory ($\approx$ 12/48 kb)

I valori qui riportati sono solo indicativi, e servono solo per avere un'idea di quanto sono gli ordini di grandezza delle varie memorie associate (ovviamente dipendono dalle **compute capabilites** di ogni scheda).

Figure: da `http://cuda-programming.blogspot.it/2013/01/what-is-constant-memory-in-cuda.html`.

Struttura delle memorie: una panoramica



- i **registri** (Kepler) sono 255 per thread (64kb). Velocita' di accesso $\approx$ 1 ciclo.
- la **shared** memory ($\approx$ 64 kb per **SM**) e' condivisa da tutti i thread nel blocco: e' veloce. I thread di un blocco non accedono alla shared di un altro blocco. Velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli.
- la **constant** memory ($\approx$ 64 kb), velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli (sulla cache).
- la **local** memory ($\approx$ 512 kb) e' assegnata ad ogni singolo thread, e' solo un sottoinsieme della global: e' lenta come la global $\approx$ 500 cicli.
- la **global** memory (DRAM $\approx$ 4Gb) e' lenta ($\approx$ 500 cicli). Bandwidth circa 200 Gb/s. Vista da tutti i thread.
- la **texture** memory ($\approx$ 12/48 kb)

I valori qui riportati sono solo indicativi, e servono solo per avere un'idea di quanto sono gli ordini di grandezza delle varie memorie associate (ovviamente dipendono dalle **compute capabilites** di ogni scheda).

Figure: da `http://cuda-programming.blogspot.it/2013/01/what-is-constant-memory-in-cuda.html`.

Registri

I Registri sono usati per mettere in memoria **scalari** o piccoli **array** con un accesso frequente per ogni thread. Per esempio: architettura Kepler, 255 registri (ogni registro=4 byte) per thread / 64 kb

- tanti meno registri sono necessari ad un kernel, tanti piu' blocchi possono essere assegnati ad una SM.
- Il numero di registri per kernerl puo' essere limitato al tempo di compilazione con `-maxregcount max_registers`
- Singole variabili e array non dinamici vengono **automaticamente** messi nei registri sul chip (e questo garantisce che i costi di lettura e scrittura siano minimi), se le dimensioni diventano grandi vengono messi nella `local` memory e quindi la lettura e scrittura possono diventare centinaia di volte piu' lenti.
- Attenzione: ricordiamo che la cosiddetta **local memory** ed i registri sono due cose **differenti**. La cosiddetta local e' una area della global memory che e' riservata al singolo thread: per questo motivo e' lenta come la global!
- se si vuole scrivere un codice ottimizzato e' **necessario** controllare quanti registri vengono usati da ogni thread, per evitare colli di bottiglia dovuti a variabili finite nella **local** memory.

Registri

I Registri sono usati per mettere in memoria **scalari** o piccoli **array** con un accesso frequente per ogni thread. Per esempio: architettura Kepler, 255 registri (ogni registro=4 byte) per thread / 64 kb

- tanti meno registri sono necessari ad un kernel, tanti piu' blocchi possono essere assegnati ad una SM.
- Il numero di registri per kernerl puo' essere limitato al tempo di compilazione con `-maxregcount max_registers`
- Singole variabili e array non dinamici vengono **automaticamente** messi nei registri sul chip (e questo garantisce che i costi di lettura e scrittura siano minimi), se le dimensioni diventano grandi vengono messi nella `local` memory e quindi la lettura e scrittura possono diventare centinaia di volte piu' lenti.
- Attenzione: ricordiamo che la cosiddetta **local memory** ed i registri sono due cose **differenti**. La cosiddetta local e' una area della global memory che e' riservata al singolo thread: per questo motivo e' lenta come la global!
- se si vuole scrivere un codice ottimizzato e' **necessario** controllare quanti registri vengono usati da ogni thread, per evitare colli di bottiglia dovuti a variabili finite nella **local** memory.

Registri

I Registri sono usati per mettere in memoria **scalari** o piccoli **array** con un accesso frequente per ogni thread. Per esempio: architettura Kepler, 255 registri (ogni registro=4 byte) per thread / 64 kb

- tanti meno registri sono necessari ad un kernel, tanti piu' blocchi possono essere assegnati ad una SM.
- Il numero di registri per kernerl puo' essere limitato al tempo di compilazione con `-maxregcount max_registers`
- Singole variabili e array non dinamici vengono **automaticamente** messi nei registri sul chip (e questo garantisce che i costi di lettura e scrittura siano minimi), se le dimensioni diventano grandi vengono messi nella `local` memory e quindi la lettura e scrittura possono diventare centinaia di volte piu' lenti.
- Attenzione: ricordiamo che la cosiddetta **local memory** ed i registri sono due cose **differenti**. La cosiddetta local e' una area della global memory che e' riservata al singolo thread: per questo motivo e' lenta come la global!
- se si vuole scrivere un codice ottimizzato e' **necessario** controllare quanti registri vengono usati da ogni thread, per evitare colli di bottiglia dovuti a variabili finite nella **local** memory.

Registri

I Registri sono usati per mettere in memoria **scalari** o piccoli **array** con un accesso frequente per ogni thread. Per esempio: architettura Kepler, 255 registri (ogni registro=4 byte) per thread / 64 kb

- tanti meno registri sono necessari ad un kernel, tanti piu' blocchi possono essere assegnati ad una SM.
- Il numero di registri per kernerl puo' essere limitato al tempo di compilazione con `-maxregcount max_registers`
- Singole variabili e array non dinamici vengono **automaticamente** messi nei registri sul chip (e questo garantisce che i costi di lettura e scrittura siano minimi), se le dimensioni diventano grandi vengono messi nella `local` memory e quindi la lettura e scrittura possono diventare centinaia di volte piu' lenti.
- Attenzione: ricordiamo che la cosiddetta **local memory** ed i registri sono due cose **differenti**. La cosiddetta local e' una area della global memory che e' riservata al singolo thread: per questo motivo e' lenta come la global!
- se si vuole scrivere un codice ottimizzato e' **necessario** controllare quanti registri vengono usati da ogni thread, per evitare colli di bottiglia dovuti a variabili finite nella **local** memory.

Registri

I Registri sono usati per mettere in memoria **scalari** o piccoli **array** con un accesso frequente per ogni thread. Per esempio: architettura Kepler, 255 registri (ogni registro=4 byte) per thread / 64 kb

- tanti meno registri sono necessari ad un kernel, tanti piu' blocchi possono essere assegnati ad una SM.
- Il numero di registri per kernerl puo' essere limitato al tempo di compilazione con `-maxregcount max_registers`
- Singole variabili e array non dinamici vengono **automaticamente** messi nei registri sul chip (e questo garantisce che i costi di lettura e scrittura siano minimi), se le dimensioni diventano grandi vengono messi nella `local` memory e quindi la lettura e scrittura possono diventare centinaia di volte piu' lenti.
- Attenzione: ricordiamo che la cosiddetta **local memory** ed i registri sono due cose **differenti**. La cosiddetta local e' una area della global memory che e' riservata al singolo thread: per questo motivo e' lenta come la global!
- se si vuole scrivere un codice ottimizzato e' **necessario** controllare quanti registri vengono usati da ogni thread, per evitare colli di bottiglia dovuti a variabili finite nella **local** memory.

Registri

I Registri sono usati per mettere in memoria **scalari** o piccoli **array** con un accesso frequente per ogni thread. Per esempio: architettura Kepler, 255 registri (ogni registro=4 byte) per thread / 64 kb

- tanti meno registri sono necessari ad un kernel, tanti piu' blocchi possono essere assegnati ad una SM.
- Il numero di registri per kernerl puo' essere limitato al tempo di compilazione con `-maxregcount max_registers`
- Singole variabili e array non dinamici vengono **automaticamente** messi nei registri sul chip (e questo garantisce che i costi di lettura e scrittura siano minimi), se le dimensioni diventano grandi vengono messi nella `local` memory e quindi la lettura e scrittura possono diventare centinaia di volte piu' lenti.
- Attenzione: ricordiamo che la cosiddetta **local memory** ed i registri sono due cose **differenti**. La cosiddetta local e' una area della global memory che e' riservata al singolo thread: per questo motivo e' lenta come la global!
- se si vuole scrivere un codice ottimizzato e' **necessario** controllare quanti registri vengono usati da ogni thread, per evitare colli di bottiglia dovuti a variabili finite nella **local** memory.

Registri

I Registri sono usati per mettere in memoria **scalari** o piccoli **array** con un accesso frequente per ogni thread. Per esempio: architettura Kepler, 255 registri (ogni registro=4 byte) per thread / 64 kb

- tanti meno registri sono necessari ad un kernel, tanti piu' blocchi possono essere assegnati ad una SM.
- Il numero di registri per kernerl puo' essere limitato al tempo di compilazione con `-maxregcount max_registers`
- Singole variabili e array non dinamici vengono **automaticamente** messi nei registri sul chip (e questo garantisce che i costi di lettura e scrittura siano minimi), se le dimensioni diventano grandi vengono messi nella `local` memory e quindi la lettura e scrittura possono diventare centinaia di volte piu' lenti.
- Attenzione: ricordiamo che la cosiddetta **local memory** ed i registri sono due cose **differenti**. La cosiddetta local e' una area della global memory che e' riservata al singolo thread: per questo motivo e' lenta come la global!
- se si vuole scrivere un codice ottimizzato e' **necessario** controllare quanti registri vengono usati da ogni thread, per evitare colli di bottiglia dovuti a variabili finite nella **local** memory.

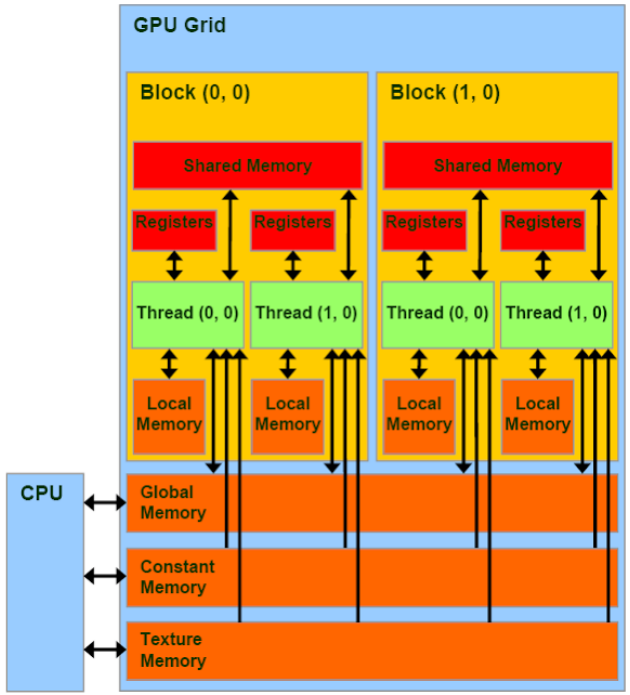
Memoria Global

- e' la memoria piu' grande che c'e' su un *device*, per esempio 4-8 Gb (p.es. GDDR6)
- alla Global possono accedere in scrittura e lettura tutti i thread (GPU) (pericolo di race condition)
- e' l'unica che puo' essere usata per un accesso sia di lettura che di scrittura dalla CPU
- ha una larghezza di banda molto grande: **troughput** fino a $\approx$ 200 Gb/s
- ha una latenza molto grande: $\approx 400 - 800$ cicli di clock
- la `global` (e anche la `constant` e la `texture`) hanno una *persistent storage duration* ovvero sopravvivono al processo che le ha create (se anche il processo finisce la memoria continua ad esistere)

Puo' essere alloccata sia in modo statico che dinamico:

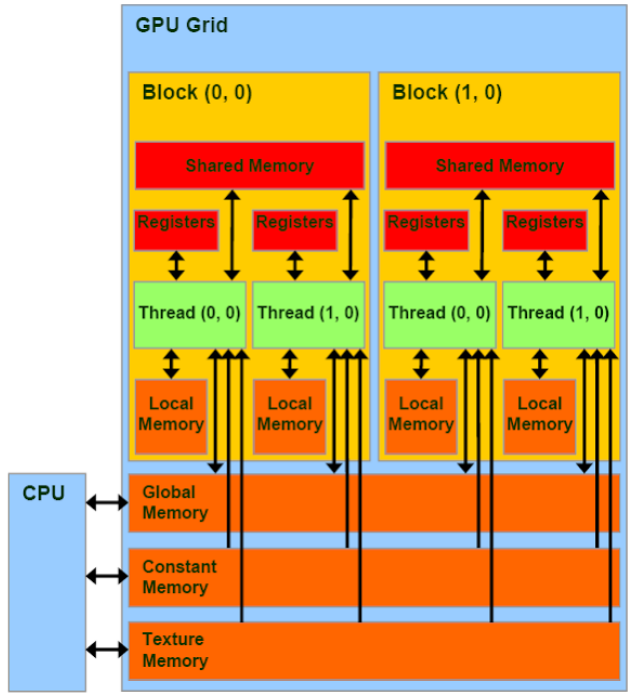
- statico: `__device__ tipo nome_variabile;` (occhio che va scritto SOPRA il kernel che la chiama, altrimenti il compilatore da' **errore**).
- dinamico: per esempio

```
int *device_x;
cudaMalloc((void**) &devic_x, dim_in_byte
    );
cudaFree(var);
```



Memoria Global

- e' la memoria piu' grande che c'e' su un *device*, per esempio 4-8 Gb (p.es. GDDR6)
- alla Global possono accedere in scrittura e lettura tutti i thread (GPU) (pericolo di race condition)
- e' l'unica che puo' essere usata per un accesso sia di lettura che di scrittura dalla CPU
- ha una larghezza di banda molto grande: **troughput** fino a $\approx$ 200 Gb/s
- ha una latenza molto grande: $\approx 400 - 800$ cicli di clock
- la `global` (e anche la `constant` e la `texture`) hanno una *persistent storage duration* ovvero sopravvivono al processo che le ha create (se anche il processo finisce la memoria continua ad esistere)



Puo' essere alloccata sia in modo statico che dinamico:

- statico: `__device__ tipo nome_variabile;` (occhio che va scritto SOPRA il kernel che la chiama, altrimenti il compilatore da' **errore**).
- dinamico: per esempio

```
int *device_x;
cudaMalloc((void**) &devic_x, dim_in_byte
    );
cudaFree(var);
```

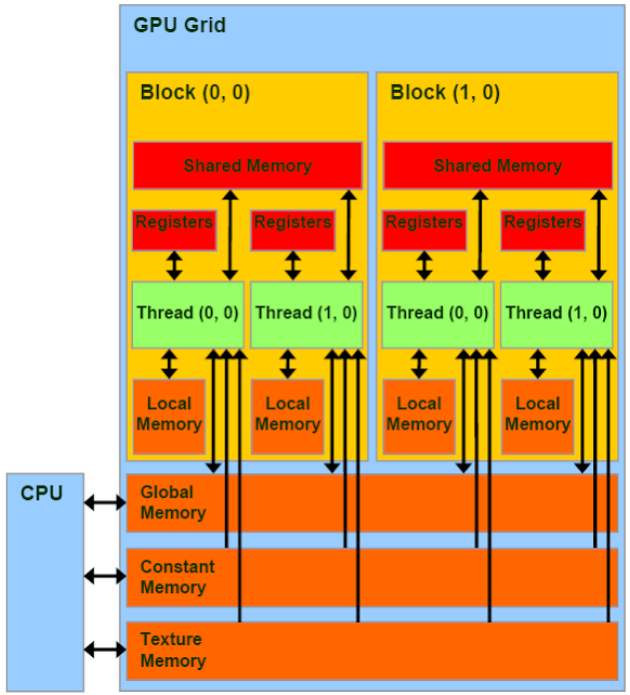
Memoria Global

- e' la memoria piu' grande che c'e' su un *device*, per esempio 4-8 Gb (p.es. GDDR6)
- alla Global possono accedere in scrittura e lettura tutti i thread (GPU) (pericolo di race condition)
- e' l'unica che puo' essere usata per un accesso sia di lettura che di scrittura dalla CPU
- ha una larghezza di banda molto grande: **troughput** fino a $\approx$ 200 Gb/s
- ha una latenza molto grande: $\approx 400 - 800$ cicli di clock
- la `global` (e anche la `constant` e la `texture`) hanno una *persistent storage duration* ovvero sopravvivono al processo che le ha create (se anche il processo finisce la memoria continua ad esistere)

Puo' essere alloccata sia in modo statico che dinamico:

- statico: `__device__ tipo nome_variabile;` (occhio che va scritto SOPRA il kernel che la chiama, altrimenti il compilatore da' **errore**).
- dinamico: per esempio

```
int *device_x;
cudaMalloc((void**) &devic_x, dim_in_byte
    );
cudaFree(var);
```



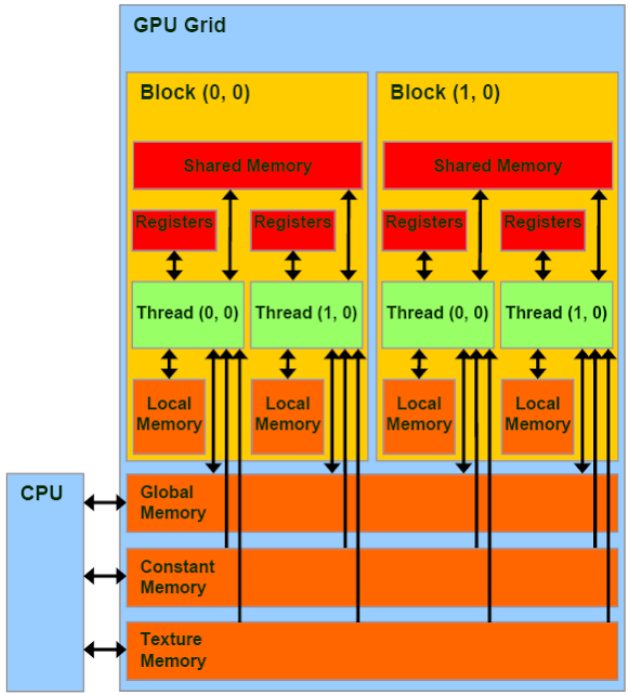
Memoria Global

- e' la memoria piu' grande che c'e' su un *device*, per esempio 4-8 Gb (p.es. GDDR6)
- alla Global possono accedere in scrittura e lettura tutti i thread (GPU) (pericolo di race condition)
- e' l'unica che puo' essere usata per un accesso sia di lettura che di scrittura dalla CPU
- ha una larghezza di banda molto grande: **troughput** fino a $\approx$ 200 Gb/s
- ha una latenza molto grande: $\approx 400 - 800$ cicli di clock
- la `global` (e anche la `constant` e la `texture`) hanno una *persistent storage duration* ovvero sopravvivono al processo che le ha create (se anche il processo finisce la memoria continua ad esistere)

Puo' essere alloccata sia in modo statico che dinamico:

- statico: `__device__ tipo nome_variabile;` (occhio che va scritto SOPRA il kernel che la chiama, altrimenti il compilatore da' **errore**).
- dinamico: per esempio

```
int *device_x;
cudaMalloc((void**) &devic_x, dim_in_byte
    );
cudaFree(var);
```



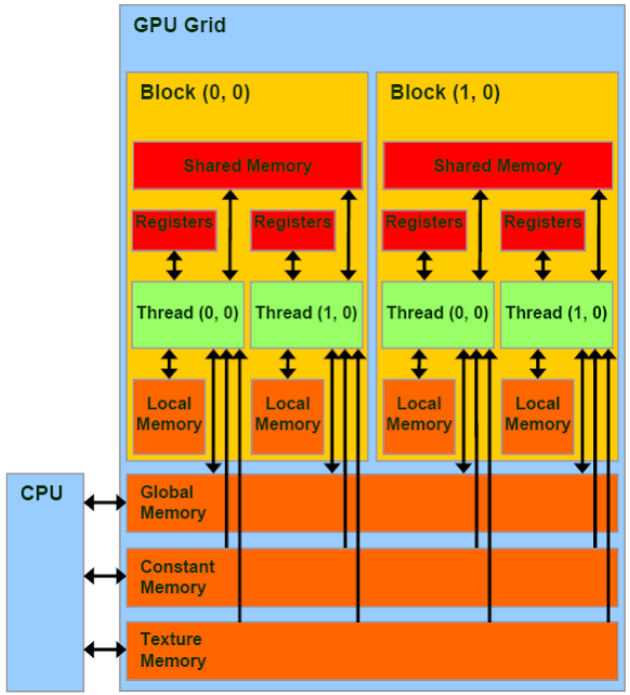
Memoria Global

- e' la memoria piu' grande che c'e' su un *device*, per esempio 4-8 Gb (p.es. GDDR6)
- alla Global possono accedere in scrittura e lettura tutti i thread (GPU) (pericolo di race condition)
- e' l'unica che puo' essere usata per un accesso sia di lettura che di scrittura dalla CPU
- ha una larghezza di banda molto grande: **troughput** fino a $\approx$ 200 Gb/s
- ha una latenza molto grande: $\approx 400 - 800$ cicli di clock
- la `global` (e anche la `constant` e la `texture`) hanno una *persistent storage duration* ovvero sopravvivono al processo che le ha create (se anche il processo finisce la memoria continua ad esistere)

Puo' essere alloccata sia in modo statico che dinamico:

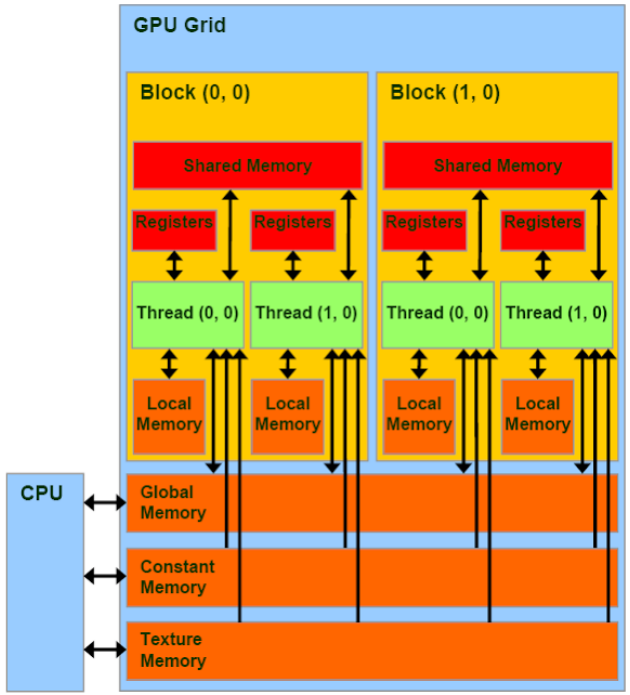
- statico: `__device__ tipo nome_variabile;` (occhio che va scritto SOPRA il kernel che la chiama, altrimenti il compilatore da' **errore**).
- dinamico: per esempio

```
int *device_x;
cudaMalloc((void**) &devic_x, dim_in_byte
    );
cudaFree(var);
```



Memoria Global

- e' la memoria piu' grande che c'e' su un *device*, per esempio 4-8 Gb (p.es. GDDR6)
- alla Global possono accedere in scrittura e lettura tutti i thread (GPU) (pericolo di race condition)
- e' l'unica che puo' essere usata per un accesso sia di lettura che di scrittura dalla CPU
- ha una larghezza di banda molto grande: **troughput** fino a $\approx$ 200 Gb/s
- ha una latenza molto grande: $\approx 400 - 800$ cicli di clock
- la `global` (e anche la `constant` e la `texture`) hanno una *persistent storage duration* ovvero sopravvivono al processo che le ha create (se anche il processo finisce la memoria continua ad esistere)



Puo' essere alloccata sia in modo statico che dinamico:

- statico: `__device__ tipo nome_variabile;` (occhio che va scritto SOPRA il kernel che la chiama, altrimenti il compilatore da' **errore**).
- dinamico: per esempio

```
int *device_x;
cudaMalloc((void**) &devic_x, dim_in_byte
    );
cudaFree(var);
```

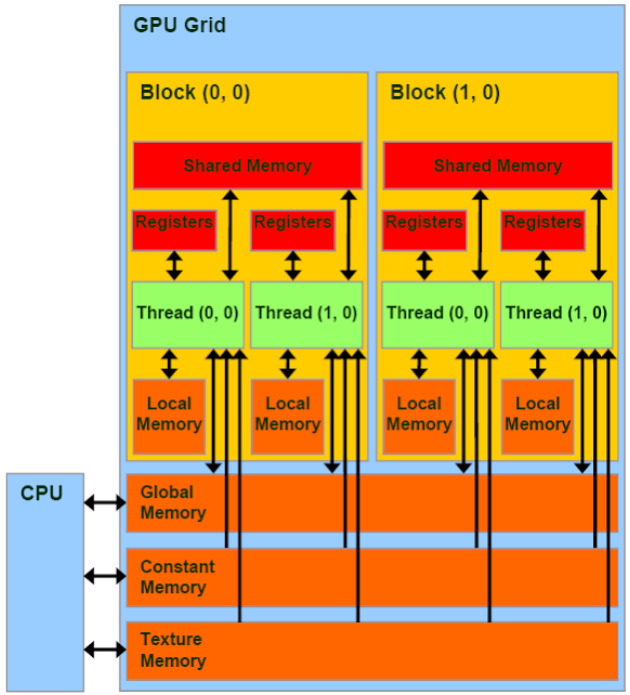
Memoria Global

- e' la memoria piu' grande che c'e' su un *device*, per esempio 4-8 Gb (p.es. GDDR6)
- alla Global possono accedere in scrittura e lettura tutti i thread (GPU) (pericolo di race condition)
- e' l'unica che puo' essere usata per un accesso sia di lettura che di scrittura dalla CPU
- ha una larghezza di banda molto grande: **troughput** fino a $\approx$ 200 Gb/s
- ha una latenza molto grande: $\approx 400 - 800$ cicli di clock
- la `global` (e anche la `constant` e la `texture`) hanno una *persistent storage duration* ovvero sopravvivono al processo che le ha create (se anche il processo finisce la memoria continua ad esistere)

Puo' essere alloccata sia in modo statico che dinamico:

- statico: `__device__ tipo nome_variabile;` (occhio che va scritto SOPRA il kernel che la chiama, altrimenti il compilatore da' **errore**).
- dinamico: per esempio

```
int *device_x;
cudaMalloc((void**) &devic_x, dim_in_byte
    );
cudaFree(var);
```



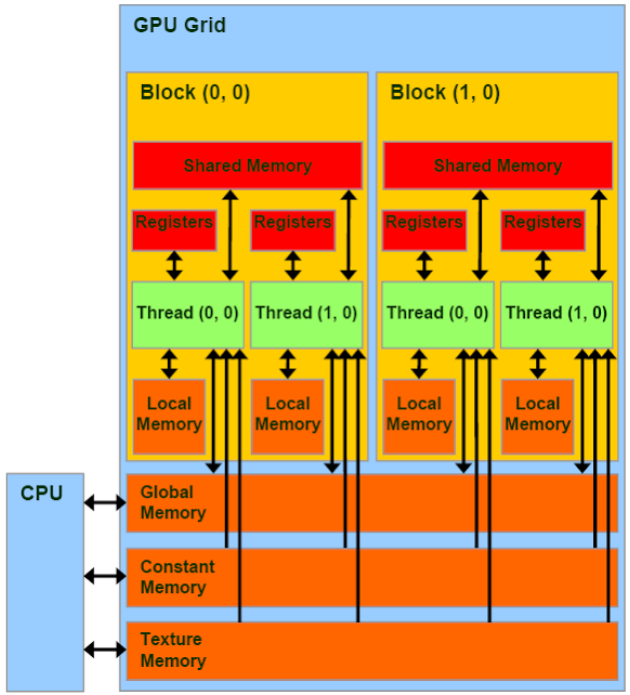
Memoria Global

- e' la memoria piu' grande che c'e' su un *device*, per esempio 4-8 Gb (p.es. GDDR6)
- alla Global possono accedere in scrittura e lettura tutti i thread (GPU) (pericolo di race condition)
- e' l'unica che puo' essere usata per un accesso sia di lettura che di scrittura dalla CPU
- ha una larghezza di banda molto grande: **troughput** fino a $\approx$ 200 Gb/s
- ha una latenza molto grande: $\approx 400 - 800$ cicli di clock
- la `global` (e anche la `constant` e la `texture`) hanno una *persistent storage duration* ovvero sopravvivono al processo che le ha create (se anche il processo finisce la memoria continua ad esistere)

Puo' essere alloccata sia in modo statico che dinamico:

- statico: `__device__ tipo nome_variabile;` (occhio che va scritto SOPRA il kernel che la chiama, altrimenti il compilatore da' **errore**).
- dinamico: per esempio

```
int *device_x;
cudaMalloc((void**) &devic_x, dim_in_byte
      );
cudaFree(var);
```



Memoria Global...local

Termini un po' contradditori...

- Cos'e' la memoria **local**?
- E' una porzione di Global, che viene assegnata ad un thread (ha uno scope particolare)
- Ha le stesse caratteristiche di velocita' e throughput della Global, alle volte quando si leggono dei testi su CUDA puo' causare dubbi ed essere confusa con altri tipi di memoria dedicate ai singoli thread (i registri che invece sono MOLTO piu' rapidi)
- La dimensione **massima** assegnata ad un thread e **512** kb.
- referenze sulle memorie: `https://www.microway.com/hpc-tech-tips/gpu-memory-types-performance-comparison/`

Memoria Global...local

Termini un po' contradditori...

- Cos'e' la memoria **local**?
- E' una porzione di Global, che viene assegnata ad un thread (ha uno scope particolare)
- Ha le stesse caratteristiche di velocita' e throughput della Global, alle volte quando si leggono dei testi su CUDA puo' causare dubbi ed essere confusa con altri tipi di memoria dedicate ai singoli thread (i registri che invece sono MOLTO piu' rapidi)
- La dimensione **massima** assegnata ad un thread e **512** kb.
- referenze sulle memorie:
  `https://www.microway.com/hpc-tech-tips/gpu-memory-types-performance-comparison/`

Memoria Global...local

Termini un po' contradditori...

- Cos'e' la memoria **local**?
- E' una porzione di Global, che viene assegnata ad un thread (ha uno scope particolare)
- Ha le stesse caratteristiche di velocita' e throughput della Global, alle volte quando si leggono dei testi su CUDA puo' causare dubbi ed essere confusa con altri tipi di memoria dedicate ai singoli thread (i registri che invece sono MOLTO piu' rapidi)
- La dimensione **massima** assegnata ad un thread e **512** kb.
- referenze sulle memorie:
  `https://www.microway.com/hpc-tech-tips/gpu-memory-types-performance-comparison/`

Memoria Global...local

Termini un po' contradditori...

- Cos'e' la memoria **local**?
- E' una porzione di Global, che viene assegnata ad un thread (ha uno scope particolare)
- Ha le stesse caratteristiche di velocita' e throughput della Global, alle volte quando si leggono dei testi su CUDA puo' causare dubbi ed essere confusa con altri tipi di memoria dedicate ai singoli thread (i registri che invece sono MOLTO piu' rapidi)
- La dimensione **massima** assegnata ad un thread e **512** kb.
- referenze sulle memorie: `https://www.microway.com/hpc-tech-tips/gpu-memory-types-performance-comparison/`

Memoria Global...local

Termini un po' contradditori...

- Cos'e' la memoria **local**?
- E' una porzione di Global, che viene assegnata ad un thread (ha uno scope particolare)
- Ha le stesse caratteristiche di velocita' e throughput della Global, alle volte quando si leggono dei testi su CUDA puo' causare dubbi ed essere confusa con altri tipi di memoria dedicate ai singoli thread (i registri che invece sono MOLTO piu' rapidi)
- La dimensione **massima** assegnata ad un thread e **512** kb.
- referenze sulle memorie:
  `https://www.microway.com/hpc-tech-tips/gpu-memory-types-performance-comparison/`

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- si dichiara **dentro** il kernel
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto **OGNI** blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- si dichiara **dentro** il kernel
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto **OGNI** blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- si dichiara **dentro** il kernel
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto **OGNI** blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- si dichiara **dentro** il kernel
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto **OGNI** blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- si dichiara **dentro** il kernel
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto **OGNI** blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- si dichiara **dentro** il kernel
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto **OGNI** blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- si dichiara **dentro** il kernel
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto **OGNI** blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- si dichiara **dentro** il kernel
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto **OGNI** blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- si dichiara **dentro** il kernel
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto **OGNI** blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- si dichiara **dentro** il kernel
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto **OGNI** blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- si dichiara **dentro** il kernel
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto **OGNI** blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore viene inserito nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];    // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();            //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {    // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];   // SHARED => accesso veloce
        *c = sum;    // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- Peccato in questo caso il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore viene inserito nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];    // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();            //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {    // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];   // SHARED => accesso veloce
        *c = sum;    // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- Peccato in questo caso il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore viene inserito nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];    // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();            //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {    // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];   // SHARED => accesso veloce
        *c = sum;    // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- Peccato in questo caso il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore viene inserito nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];    // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();            //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {    // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];   // SHARED => accesso veloce
        *c = sum;    // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- Peccato in questo caso il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore viene inserito nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];    // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();            //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {    // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];   // SHARED => accesso veloce
        *c = sum;    // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- Peccato in questo caso il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore viene inserito nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];   // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();           //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {   // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];   // SHARED => accesso veloce
        *c = sum;   // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- Peccato in questo caso il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore viene inserito nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];   // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();           //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {   // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];   // SHARED => accesso veloce
        *c = sum;   // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- Peccato in questo caso il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore viene inserito nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];   // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();           //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {   // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];   // SHARED => accesso veloce
        *c = sum;   // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- Peccato in questo caso il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore viene inserito nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];   // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();           //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {   // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];   // SHARED => accesso veloce
        *c = sum;   // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- Peccato in questo caso il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore viene inserito nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];   // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();           //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {   // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];   // SHARED => accesso veloce
        *c = sum;   // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- Peccato in questo caso il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto scalare (multiblocco)

Esercizio:

- Proviamo ad implementare un prodotto scalare, utilizzando blocchi e thread. Supponiamo inoltre che il numero di ingressi dell'array sia maggiore del numero totale di thread (quindi ogni thread, in generale, lavorera' con piu' di un ingresso).
- usiamo la memoria shared

```
#define N 1048576                // dimensione totale degli array da moltiplicare
#define threadsPerBlock  256  // dimensione del blocco
__global__ void dot( float *a, float *b, float *c ) {    // kernel
        __shared__ float cache[threadsPerBlock];         // array shared
        int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;//el dell'array su cui il thread lavora
        int cacheIndex = threadIdx.x;                    // indice dell'array shared
        float  temp = 0;                                 //
        while (tid < N) {
           temp += a[tid] * b[tid];
           tid += blockDim.x * gridDim.x;                // nuovo indice su cui lavora il thread
                        }
cache[cacheIndex] = temp;  // inserisci i valori nell'array shared
 //   cosa manca qui ? vedi diapositiva successiva
}
```

- ha senso fare notare che lo stesso **thread** fa piu' di un prodotto.
- nell'array chiamato `cache` (alloccato nella memoria `shared`) si mette la somma che viene calcolata da ogni thread.
- c'e' un array `cache` per ogni blocco! (ognuno con valori differenti)
- la dimensione dell'array *shared* viene definita come `threadsPerBlock` (in questo modo l'array ha un ingresso per ognuno dei thread nel blocco, che sono appunto quelli che possono comunicare tra loro).
- se ci sono dei thread che non lavorano, la variabile `temp` viene azzerata per evitare errori.

Prodotto scalare (multiblocco)

Esercizio:

- Proviamo ad implementare un prodotto scalare, utilizzando blocchi e thread. Supponiamo inoltre che il numero di ingressi dell'array sia maggiore del numero totale di thread (quindi ogni thread, in generale, lavorera' con piu' di un ingresso).
- usiamo la memoria shared

```
#define N 1048576              // dimensione totale degli array da moltiplicare
#define threadsPerBlock  256   // dimensione del blocco
__global__ void dot( float *a, float *b, float *c ) {    // kernel
        __shared__ float cache[threadsPerBlock];         // array shared
        int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;//el dell'array su cui il thread lavora
        int cacheIndex = threadIdx.x;                    // indice dell'array shared
        float  temp = 0;                                 //
        while (tid < N) {
           temp += a[tid] * b[tid];
           tid += blockDim.x * gridDim.x;                // nuovo indice su cui lavora il thread
                        }
cache[cacheIndex] = temp;  // inserisci i valori nell'array shared
 //   cosa manca qui ? vedi diapositiva successiva
}
```

- ha senso fare notare che lo stesso **thread** fa piu' di un prodotto.
- nell'array chiamato `cache` (alloccato nella memoria `shared`) si mette la somma che viene calcolata da ogni thread.
- c'e' un array `cache` per ogni blocco! (ognuno con valori differenti)
- la dimensione dell'array *shared* viene definita come `threadsPerBlock` (in questo modo l'array ha un ingresso per ognuno dei thread nel blocco, che sono appunto quelli che possono comunicare tra loro).
- se ci sono dei thread che non lavorano, la variabile `temp` viene azzerata per evitare errori.

Prodotto scalare (multiblocco)

Esercizio:

- Proviamo ad implementare un prodotto scalare, utilizzando blocchi e thread. Supponiamo inoltre che il numero di ingressi dell'array sia maggiore del numero totale di thread (quindi ogni thread, in generale, lavorera' con piu' di un ingresso).
- usiamo la memoria shared

```
#define N 1048576              // dimensione totale degli array da moltiplicare
#define threadsPerBlock  256   // dimensione del blocco
__global__ void dot( float *a, float *b, float *c ) {    // kernel
        __shared__ float cache[threadsPerBlock];         // array shared
        int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;//el dell'array su cui il thread lavora
        int cacheIndex = threadIdx.x;                    // indice dell'array shared
        float  temp = 0;                                 //
        while (tid < N) {
           temp += a[tid] * b[tid];
           tid += blockDim.x * gridDim.x;                // nuovo indice su cui lavora il thread
                        }
cache[cacheIndex] = temp;  // inserisci i valori nell'array shared
 //   cosa manca qui ? vedi diapositiva successiva
}
```

- ha senso fare notare che lo stesso **thread** fa piu' di un prodotto.
- nell'array chiamato `cache` (alloccato nella memoria `shared`) si mette la somma che viene calcolata da ogni thread.
- c'e' un array `cache` per ogni blocco! (ognuno con valori differenti)
- la dimensione dell'array *shared* viene definita come `threadsPerBlock` (in questo modo l'array ha un ingresso per ognuno dei thread nel blocco, che sono appunto quelli che possono comunicare tra loro).
- se ci sono dei thread che non lavorano, la variabile `temp` viene azzerata per evitare errori.

Prodotto scalare (multiblocco)

Esercizio:

- Proviamo ad implementare un prodotto scalare, utilizzando blocchi e thread. Supponiamo inoltre che il numero di ingressi dell'array sia maggiore del numero totale di thread (quindi ogni thread, in generale, lavorera' con piu' di un ingresso).
- usiamo la memoria shared

```
#define N 1048576              // dimensione totale degli array da moltiplicare
#define threadsPerBlock  256   // dimensione del blocco
__global__ void dot( float *a, float *b, float *c ) {    // kernel
        __shared__ float cache[threadsPerBlock];         // array shared
        int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;//el dell'array su cui il thread lavora
        int cacheIndex = threadIdx.x;                    // indice dell'array shared
        float  temp = 0;                                 //
        while (tid < N) {
           temp += a[tid] * b[tid];
           tid += blockDim.x * gridDim.x;                // nuovo indice su cui lavora il thread
                        }
cache[cacheIndex] = temp;  // inserisci i valori nell'array shared
 //   cosa manca qui ? vedi diapositiva successiva
}
```

- ha senso fare notare che lo stesso **thread** fa piu' di un prodotto.
- nell'array chiamato `cache` (alloccato nella memoria `shared`) si mette la somma che viene calcolata da ogni thread.
- c'e' un array `cache` per ogni blocco! (ognuno con valori differenti)
- la dimensione dell'array *shared* viene definita come `threadsPerBlock` (in questo modo l'array ha un ingresso per ognuno dei thread nel blocco, che sono appunto quelli che possono comunicare tra loro).
- se ci sono dei thread che non lavorano, la variabile `temp` viene azzerata per evitare errori.

Prodotto scalare (multiblocco)

Esercizio:

- Proviamo ad implementare un prodotto scalare, utilizzando blocchi e thread. Supponiamo inoltre che il numero di ingressi dell'array sia maggiore del numero totale di thread (quindi ogni thread, in generale, lavorera' con piu' di un ingresso).
- usiamo la memoria shared

```
#define N 1048576              // dimensione totale degli array da moltiplicare
#define threadsPerBlock  256   // dimensione del blocco
__global__ void dot( float *a, float *b, float *c ) {    // kernel
        __shared__ float cache[threadsPerBlock];         // array shared
        int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;//el dell'array su cui il thread lavora
        int cacheIndex = threadIdx.x;                    // indice dell'array shared
        float  temp = 0;                                 //
        while (tid < N) {
           temp += a[tid] * b[tid];
           tid += blockDim.x * gridDim.x;                // nuovo indice su cui lavora il thread
                        }
cache[cacheIndex] = temp;  // inserisci i valori nell'array shared
 //   cosa manca qui ? vedi diapositiva successiva
}
```

- ha senso fare notare che lo stesso **thread** fa piu' di un prodotto.
- nell'array chiamato `cache` (alloccato nella memoria `shared`) si mette la somma che viene calcolata da ogni thread.
- c'e' un array `cache` per ogni blocco! (ognuno con valori differenti)
- la dimensione dell'array *shared* viene definita come `threadsPerBlock` (in questo modo l'array ha un ingresso per ognuno dei thread nel blocco, che sono appunto quelli che possono comunicare tra loro).
- se ci sono dei thread che non lavorano, la variabile `temp` viene azzerata per evitare errori.

Prodotto scalare (multiblocco)

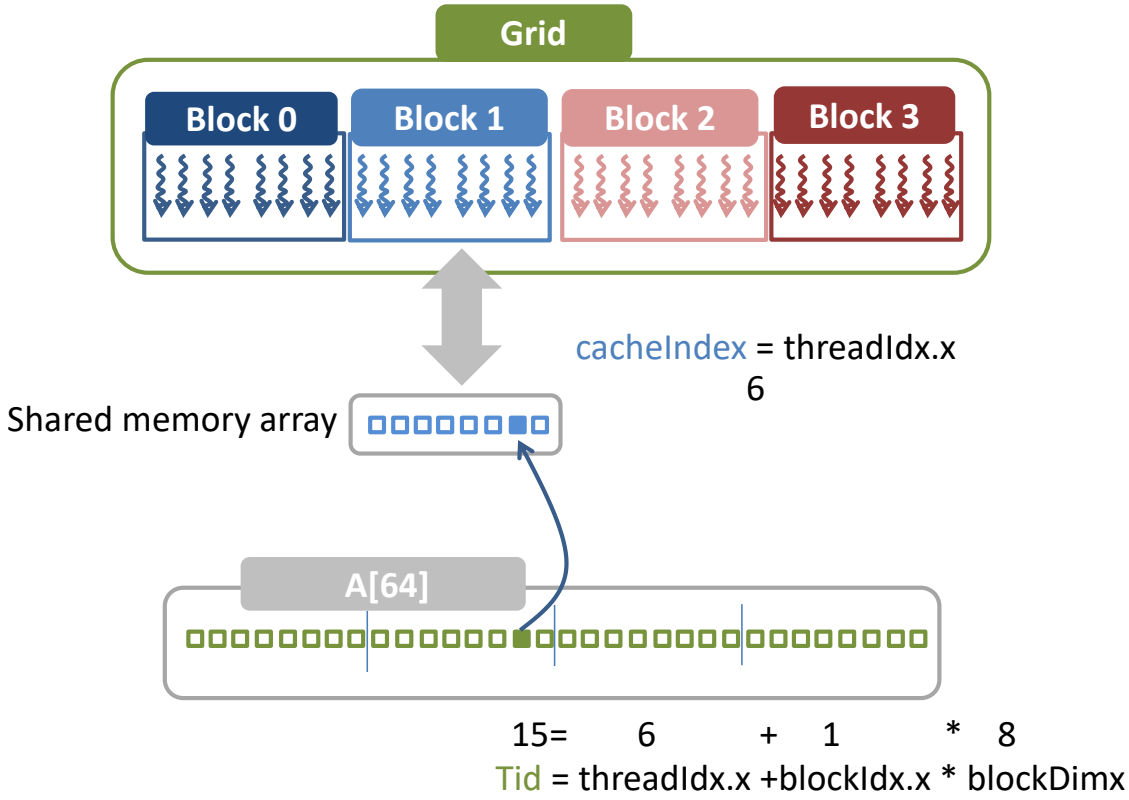
Esercizio:

- Proviamo ad implementare un prodotto scalare, utilizzando blocchi e thread. Supponiamo inoltre che il numero di ingressi dell'array sia maggiore del numero totale di thread (quindi ogni thread, in generale, lavorera' con piu' di un ingresso).
- usiamo la memoria shared

```
#define N 1048576              // dimensione totale degli array da moltiplicare
#define threadsPerBlock  256   // dimensione del blocco
__global__ void dot( float *a, float *b, float *c ) {    // kernel
        __shared__ float cache[threadsPerBlock];         // array shared
        int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;//el dell'array su cui il thread lavora
        int cacheIndex = threadIdx.x;                    // indice dell'array shared
        float  temp = 0;                                 //
        while (tid < N) {
           temp += a[tid] * b[tid];
           tid += blockDim.x * gridDim.x;                // nuovo indice su cui lavora il thread
                        }
cache[cacheIndex] = temp;  // inserisci i valori nell'array shared
 //   cosa manca qui ? vedi diapositiva successiva
}
```

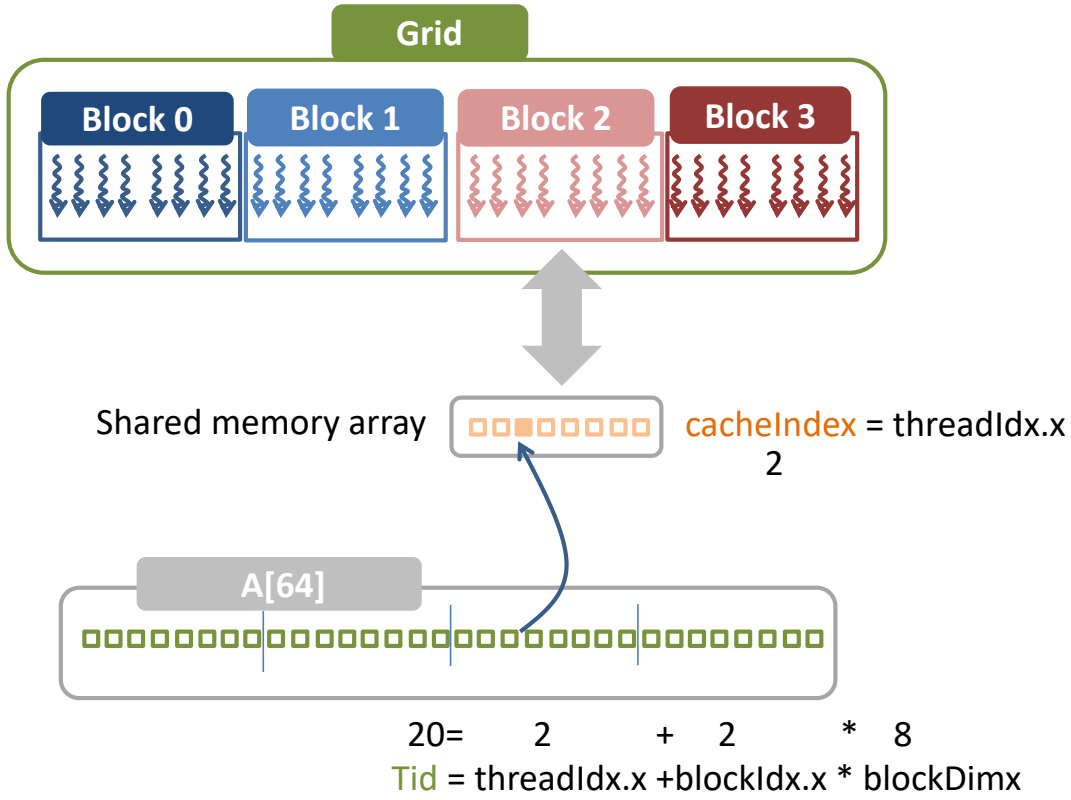
- ha senso fare notare che lo stesso **thread** fa piu' di un prodotto.
- nell'array chiamato `cache` (alloccato nella memoria `shared`) si mette la somma che viene calcolata da ogni thread.
- c'e' un array `cache` per ogni blocco! (ognuno con valori differenti)
- la dimensione dell'array *shared* viene definita come `threadsPerBlock` (in questo modo l'array ha un ingresso per ognuno dei thread nel blocco, che sono appunto quelli che possono comunicare tra loro).
- se ci sono dei thread che non lavorano, la variabile `temp` viene azzerata per evitare errori.

Shared index



Tid= entry of the array A where the thread #6 of block 1 is working

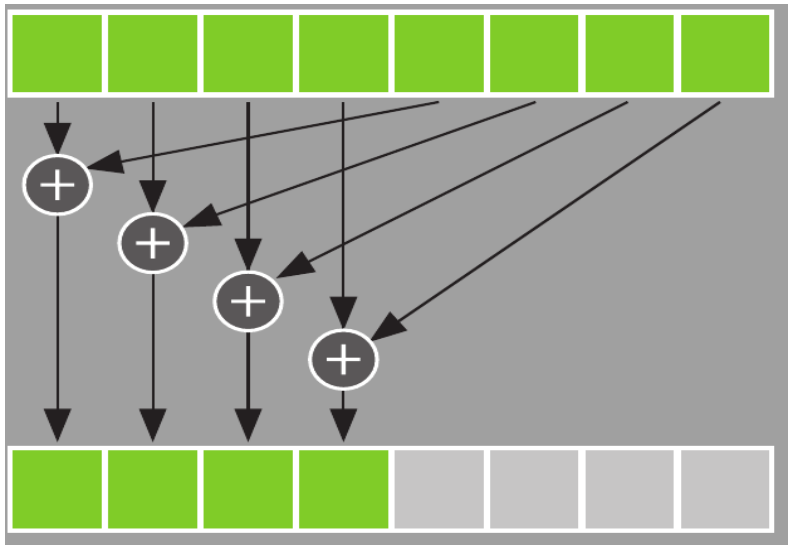
Shared index



Tid= entry of the array A where the thread #2 of block 2 is working

Operazioni di Riduzione

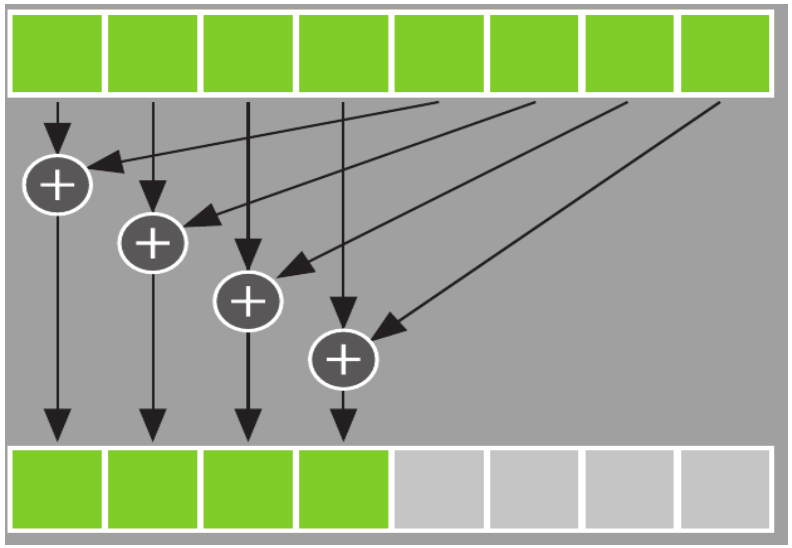
Proviamo a pensare ad un algoritmo che sfrutti piu' di un thread per operare una riduzione di una somma:



```
int i = blockDim.x/2;
 while (i != 0) {
  if (cacheIndex < i) cache[cacheIndex] += cache[cacheIndex + i]; // gira sull'array shared
  i /= 2;
  __syncthreads();  // vogliamo che al prossimo giro tutti i thread abbiano lavorato
}
```

Operazioni di Riduzione

Proviamo a pensare ad un algoritmo che sfrutti piu' di un thread per operare una riduzione di una somma:



```
int i = blockDim.x/2;
 while (i != 0) {
  if (cacheIndex < i) cache[cacheIndex] += cache[cacheIndex + i]; // gira sull'array shared
  i /= 2;
  __syncthreads();  // vogliamo che al prossimo giro tutti i thread abbiano lavorato
}
```

Inversione con shared memory: l'host

Voglio usare CUDA per invertire un array: l'ultimo elemento deve diventare il primo, ...

```
int main(void)
{
  const int n = 64;
  int a[n], r[n], d[n];

  for (int i = 0; i < n; i++) {
    a[i] = i;                    // vettore da riordinare
    r[i] = n-i-1;                // vettore gia' riordinato nell' HOST per controllo
    d[i] = 0;                    // vettore che contiene il risultato
  }

  int *device_d;                 // vettore che deve essere usato nel device
  cudaMalloc(&device_d, n * sizeof(int));

  cudaMemcpy(device_d, a, n*sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);
  staticReverse<<<1,n>>>(device_d, n);
  cudaMemcpy(d, device_d, n*sizeof(int), cudaMemcpyDeviceToHost);

  for (int i = 0; i < n; i++)
    if (d[i] != r[i]) printf("Error: d[%d]!=r[%d] (%d, %d)n", i, i, d[i], r[i]);
}
```

Kernel dell'inversione con uso della Shared Memory

`https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/`

- Cerchiamo di scrivere un kernel che "inverta" un array (l'elemento 1 va nella posizione *n*, l'elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita')
- definiamo l'array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];      // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;       // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;            // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
    s[t] = d[t];             // copio l'array dalla Global alla Shared
      __syncthreads();       // sincronizzo
    d[t] = s[tr];            // costruisco il vettore invertito
}
```

Domanda:E se volessi usare piu' di un blocco? Risposta: Attento, ci sarebbero tanti array `s`, uno per ogni blocco!

Kernel dell'inversione con uso della Shared Memory

`https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/`

- Cerchiamo di scrivere un kernel che "inverta" un array (l'elemento 1 va nella posizione *n*, l'elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita')
- definiamo l'array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];      // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;       // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;            // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
    s[t] = d[t];             // copio l'array dalla Global alla Shared
      __syncthreads();       // sincronizzo
    d[t] = s[tr];            // costruisco il vettore invertito
}
```

Domanda:E se volessi usare piu' di un blocco? Risposta: Attento, ci sarebbero tanti array `s`, uno per ogni blocco!

Kernel dell'inversione con uso della Shared Memory

`https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/`

- Cerchiamo di scrivere un kernel che "inverta" un array (l'elemento 1 va nella posizione *n*, l'elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita')
- definiamo l'array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];      // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;       // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;            // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
    s[t] = d[t];             // copio l'array dalla Global alla Shared
      __syncthreads();       // sincronizzo
    d[t] = s[tr];            // costruisco il vettore invertito
}
```

Domanda:E se volessi usare piu' di un blocco? Risposta: Attento, ci sarebbero tanti array `s`, uno per ogni blocco!

Kernel dell'inversione con uso della Shared Memory

`https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/`

- Cerchiamo di scrivere un kernel che "inverta" un array (l'elemento 1 va nella posizione *n*, l'elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita')
- definiamo l'array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];      // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;       // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;            // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
    s[t] = d[t];             // copio l'array dalla Global alla Shared
      __syncthreads();       // sincronizzo
    d[t] = s[tr];            // costruisco il vettore invertito
}
```

Domanda:E se volessi usare piu' di un blocco? Risposta: Attento, ci sarebbero tanti array `s`, uno per ogni blocco!

Kernel dell'inversione con uso della Shared Memory

`https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/`

- Cerchiamo di scrivere un kernel che "inverta" un array (l'elemento 1 va nella posizione *n*, l'elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita')
- definiamo l'array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];      // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;       // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;            // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
    s[t] = d[t];             // copio l'array dalla Global alla Shared
      __syncthreads();       // sincronizzo
    d[t] = s[tr];            // costruisco il vettore invertito
}
```

Domanda:E se volessi usare piu' di un blocco? Risposta: Attento, ci sarebbero tanti array `s`, uno per ogni blocco!

Kernel dell'inversione con uso della Shared Memory

`https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/`

- Cerchiamo di scrivere un kernel che "inverta" un array (l'elemento 1 va nella posizione *n*, l'elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita')
- definiamo l'array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];     // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;      // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;           // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
    s[t] = d[t];            // copio l'array dalla Global alla Shared
      __syncthreads();      // sincronizzo
    d[t] = s[tr];           // costruisco il vettore invertito
}
```

Domanda:E se volessi usare piu' di un blocco? Risposta: Attento, ci sarebbero tanti array `s`, uno per ogni blocco!

Kernel dell'inversione con uso della Shared Memory

`https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/`

- Cerchiamo di scrivere un kernel che "inverta" un array (l'elemento 1 va nella posizione *n*, l'elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita')
- definiamo l'array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];     // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;      // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;           // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
    s[t] = d[t];            // copio l'array dalla Global alla Shared
      __syncthreads();      // sincronizzo
    d[t] = s[tr];           // costruisco il vettore invertito
}
```

Domanda:E se volessi usare piu' di un blocco? Risposta: Attento, ci sarebbero tanti array `s`, uno per ogni blocco!

Kernel dell'inversione con uso della Shared Memory

`https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/`

- Cerchiamo di scrivere un kernel che "inverta" un array (l'elemento 1 va nella posizione *n*, l'elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita')
- definiamo l'array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];     // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;      // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;           // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
    s[t] = d[t];            // copio l'array dalla Global alla Shared
      __syncthreads();      // sincronizzo
    d[t] = s[tr];           // costruisco il vettore invertito
}
```

Domanda:E se volessi usare piu' di un blocco? Risposta: Attento, ci sarebbero tanti array `s`, uno per ogni blocco!

Kernel dell'inversione con uso della Shared Memory

`https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/`

- Cerchiamo di scrivere un kernel che "inverta" un array (l'elemento 1 va nella posizione *n*, l'elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita')
- definiamo l'array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];     // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;      // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;           // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
    s[t] = d[t];            // copio l'array dalla Global alla Shared
      __syncthreads();      // sincronizzo
    d[t] = s[tr];           // costruisco il vettore invertito
}
```

Domanda:E se volessi usare piu' di un blocco? Risposta: Attento, ci sarebbero tanti array `s`, uno per ogni blocco!

Memoria dinamica shared

Fino ad ora abbiamo visto un uso della memoria *shared* in cui la dimensione dell'array assegnato e' nota al momento della scrittura.
E' pero' possibile allocare un array della memoria shared, proviamo a vedere come si trasforma il kernel precedente, nel caso di memoria `alloccata dinamicamente`:

```
__global__ void dynamicReverse(int *d, int n)
{
  extern __shared__ int s[];    // differences:  "extern" and s[]
  int t = threadIdx.x;
  int tr = n-t-1;
    s[t] = d[t];
      __syncthreads();          // syncs all the threads of a BLOCK
    d[t] = s[tr];
}
```

Commenti? Ok, chiaramente manca qualcosa... dove e' indicata la **dimensione** dell'array *shared*?

Memoria dinamica shared

Fino ad ora abbiamo visto un uso della memoria *shared* in cui la dimensione dell'array assegnato e' nota al momento della scrittura.
E' pero' possibile allocare un array della memoria shared, proviamo a vedere come si trasforma il kernel precedente, nel caso di memoria `alloccata dinamicamente`:

```
__global__ void dynamicReverse(int *d, int n)
{
  extern __shared__ int s[];    // differences:  "extern" and s[]
  int t = threadIdx.x;
  int tr = n-t-1;
    s[t] = d[t];
      __syncthreads();          // syncs all the threads of a BLOCK
    d[t] = s[tr];
}
```

Commenti? Ok, chiaramente manca qualcosa... dove e' indicata la **dimensione** dell'array *shared*?

Memoria dinamica shared

Fino ad ora abbiamo visto un uso della memoria *shared* in cui la dimensione dell'array assegnato e' nota al momento della scrittura.
E' pero' possibile allocare un array della memoria shared, proviamo a vedere come si trasforma il kernel precedente, nel caso di memoria `alloccata dinamicamente`:

```
__global__ void dynamicReverse(int *d, int n)
{
  extern __shared__ int s[];    // differences:  "extern" and s[]
  int t = threadIdx.x;
  int tr = n-t-1;
    s[t] = d[t];
      __syncthreads();          // syncs all the threads of a BLOCK
    d[t] = s[tr];
}
```

Commenti? Ok, chiaramente manca qualcosa... dove e' indicata la **dimensione** dell'array *shared*?

Memoria dinamica shared

Fino ad ora abbiamo visto un uso della memoria *shared* in cui la dimensione dell'array assegnato e' nota al momento della scrittura.
E' pero' possibile allocare un array della memoria shared, proviamo a vedere come si trasforma il kernel precedente, nel caso di memoria `alloccata dinamicamente`:

```
__global__ void dynamicReverse(int *d, int n)
{
  extern __shared__ int s[];    // differences:  "extern" and s[]
  int t = threadIdx.x;
  int tr = n-t-1;
    s[t] = d[t];
      __syncthreads();          // syncs all the threads of a BLOCK
    d[t] = s[tr];
}
```

Commenti? Ok, chiaramente manca qualcosa... dove e' indicata la **dimensione** dell'array *shared*?

Main della memoria shared dinamica

```
int main(void)
{
  const int n = 64;
  int a[n], r[n], d[n];

  for (int i = 0; i < n; i++) {
    a[i] = i;
    r[i] = n-i-1;
    d[i] = 0;
  }
  int *device_d;
  cudaMalloc(&device_d, n * sizeof(int));
  cudaMemcpy(device_d, a, n*sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);

  dynamicReverse<<<1,n,n*sizeof(int)>>>(device_d, n);  // <===== parametro aggiuntivo

  cudaMemcpy(d, device_d, n * sizeof(int), cudaMemcpyDeviceToHost);
  for (int i = 0; i < n; i++)
    if (d[i] != r[i]) printf("Error: d[%d]!=r[%d] (%d, %d)n", i, i, d[i], r[i]);
}
```

- Va inserito un parametro aggiuntivo, come terzo ingresso delle **triple angle brackets**
- questo parametro indica la dimensione in **byte** dell'array assegnato alla memoria *shared*

Main della memoria shared dinamica

```
int main(void)
{
  const int n = 64;
  int a[n], r[n], d[n];

  for (int i = 0; i < n; i++) {
    a[i] = i;
    r[i] = n-i-1;
    d[i] = 0;
  }
  int *device_d;
  cudaMalloc(&device_d, n * sizeof(int));
  cudaMemcpy(device_d, a, n*sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);

  dynamicReverse<<<1,n,n*sizeof(int)>>>(device_d, n);  // <===== parametro aggiuntivo

  cudaMemcpy(d, device_d, n * sizeof(int), cudaMemcpyDeviceToHost);
  for (int i = 0; i < n; i++)
    if (d[i] != r[i]) printf("Error: d[%d]!=r[%d] (%d, %d)n", i, i, d[i], r[i]);
}
```

- Va inserito un parametro aggiuntivo, come terzo ingresso delle **triple angle brackets**
- questo parametro indica la dimensione in **byte** dell'array assegnato alla memoria *shared*

Main della memoria shared dinamica

```
int main(void)
{
  const int n = 64;
  int a[n], r[n], d[n];

  for (int i = 0; i < n; i++) {
    a[i] = i;
    r[i] = n-i-1;
    d[i] = 0;
  }
  int *device_d;
  cudaMalloc(&device_d, n * sizeof(int));
  cudaMemcpy(device_d, a, n*sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);

  dynamicReverse<<<1,n,n*sizeof(int)>>>(device_d, n);  // <===== parametro aggiuntivo

  cudaMemcpy(d, device_d, n * sizeof(int), cudaMemcpyDeviceToHost);
  for (int i = 0; i < n; i++)
    if (d[i] != r[i]) printf("Error: d[%d]!=r[%d] (%d, %d)n", i, i, d[i], r[i]);
}
```

- Va inserito un parametro aggiuntivo, come terzo ingresso delle **triple angle brackets**
- questo parametro indica la dimensione in **byte** dell'array assegnato alla memoria *shared*

Main della memoria shared dinamica

```
int main(void)
{
  const int n = 64;
  int a[n], r[n], d[n];

  for (int i = 0; i < n; i++) {
    a[i] = i;
    r[i] = n-i-1;
    d[i] = 0;
  }
  int *device_d;
  cudaMalloc(&device_d, n * sizeof(int));
  cudaMemcpy(device_d, a, n*sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);

  dynamicReverse<<<1,n,n*sizeof(int)>>>(device_d, n);  // <===== parametro aggiuntivo

  cudaMemcpy(d, device_d, n * sizeof(int), cudaMemcpyDeviceToHost);
  for (int i = 0; i < n; i++)
    if (d[i] != r[i]) printf("Error: d[%d]!=r[%d] (%d, %d)n", i, i, d[i], r[i]);
}
```

- Va inserito un parametro aggiuntivo, come terzo ingresso delle **triple angle brackets**
- questo parametro indica la dimensione in **byte** dell'array assegnato alla memoria *shared*

Riassunto dell'utilizzo della Shared dinamica:

- all'**interno** del Kernel, davanti al decoratore `__shared__` si usa il comando `extern` (questo assicura che l'oggetto sia solo **dichiarato**):

```
extern __shared__ int s[];  // inoltre non si mette quanto e' grande l'array
```

- dove si lancia il kernel (dall'host), si passa un **terzo** parametro alle triple parentesi angolari: la **dimensione in byte** associata all'array shared:

```
dynamicReverse<<<1,n,n*sizeof(int)>>>(device_d, n);  // <===== parametro aggiuntivo
```

- a questo punto il compilatore CUDA assegna un'area di memoria shared, puntata dal puntatore `s` (dichiarato all'interno del kernel). La memoria shared e' ora **definita**

Riassunto dell'utilizzo della Shared dinamica:

- all'**interno** del Kernel, davanti al decoratore `__shared__` si usa il comando `extern` (questo assicura che l'oggetto sia solo **dichiarato**):

```
extern __shared__ int s[];  // inoltre non si mette quanto e' grande l'array
```

- dove si lancia il kernel (dall'host), si passa un **terzo** parametro alle triple parentesi angolari: la **dimensione in byte** associata all'array shared:

```
dynamicReverse<<<1,n,n*sizeof(int)>>>(device_d, n);  // <===== parametro aggiuntivo
```

- a questo punto il compilatore CUDA assegna un'area di memoria shared, puntata dal puntatore `s` (dichiarato all'interno del kernel). La memoria shared e' ora **definita**

Riassunto dell'utilizzo della Shared dinamica:

- all'**interno** del Kernel, davanti al decoratore `__shared__` si usa il comando `extern` (questo assicura che l'oggetto sia solo **dichiarato**):

```
extern __shared__ int s[];  // inoltre non si mette quanto e' grande l'array
```

- dove si lancia il kernel (dall'host), si passa un **terzo** parametro alle triple parentesi angolari: la **dimensione in byte** associata all'array shared:

```
dynamicReverse<<<1,n,n*sizeof(int)>>>(device_d, n);  // <===== parametro aggiuntivo
```

- a questo punto il compilatore CUDA assegna un'area di memoria shared, puntata dal puntatore `s` (dichiarato all'interno del kernel). La memoria shared e' ora **definita**

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere **un solo nome** che viene dichiarato come `extern __shared__`, una scrittura come la seguente e' sbagliata!

```
extern __shared__ int *primoShared[]
extern __shared__ int *secondoShared[]// <= ERRORE! solo un array dinamico shared!
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei **trucchi**.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared, p. es:

```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
    extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
    int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
    int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
    ...                        // use array a and b
}
```

il kernel viene invocato nel main con:

```
sharedMemory = count_a*size(int) + count_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere **un solo nome** che viene dichiarato come `extern __shared__`, una scrittura come la seguente e' sbagliata!

```
extern __shared__ int *primoShared[]
extern __shared__ int *secondoShared[]// <= ERRORE! solo un array dinamico shared!
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei **trucchi**.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared, p. es:

```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
  extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
  int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
  int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
  ...                        // use array a and b
}
```

il kernel viene invocato nel main con:

```
sharedMemory = count_a*size(int) + count_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere **un solo nome** che viene dichiarato come `extern __shared__`, una scrittura come la seguente e' sbagliata!

```
extern __shared__ int *primoShared[]
extern __shared__ int *secondoShared[]// <= ERRORE! solo un array dinamico shared!
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei **trucchi**.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared, p. es:

```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
    extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
    int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
    int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
    ...                        // use array a and b
}
```

il kernel viene invocato nel main con:

```
sharedMemory = count_a*size(int) + count_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere **un solo nome** che viene dichiarato come `extern __shared__`, una scrittura come la seguente e' sbagliata!

```
extern __shared__ int *primoShared[]
extern __shared__ int *secondoShared[]// <= ERRORE! solo un array dinamico shared!
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei **trucchi**.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared, p. es:

```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
    extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
    int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
    int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
    ...                        // use array a and b
}
```

il kernel viene invocato nel main con:

```
sharedMemory = count_a*size(int) + count_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere **un solo nome** che viene dichiarato come `extern __shared__`, una scrittura come la seguente e' sbagliata!

```
extern __shared__ int *primoShared[]
extern __shared__ int *secondoShared[]// <= ERRORE! solo un array dinamico shared!
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei **trucchi**.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared, p. es:

```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
    extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
    int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
    int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
    ...                        // use array a and b
}
```

il kernel viene invocato nel main con:

```
sharedMemory = count_a*size(int) + count_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere **un solo nome** che viene dichiarato come `extern __shared__`, una scrittura come la seguente e' sbagliata!

```
extern __shared__ int *primoShared[]
extern __shared__ int *secondoShared[]// <= ERRORE! solo un array dinamico shared!
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei **trucchi**.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared, p. es:

```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
    extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
    int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
    int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
    ...                        // use array a and b
}
```

il kernel viene invocato nel main con:

```
sharedMemory = count_a*size(int) + count_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere **un solo nome** che viene dichiarato come `extern __shared__`, una scrittura come la seguente e' sbagliata!

```
extern __shared__ int *primoShared[]
extern __shared__ int *secondoShared[]// <= ERRORE! solo un array dinamico shared!
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei **trucchi**.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared, p. es:

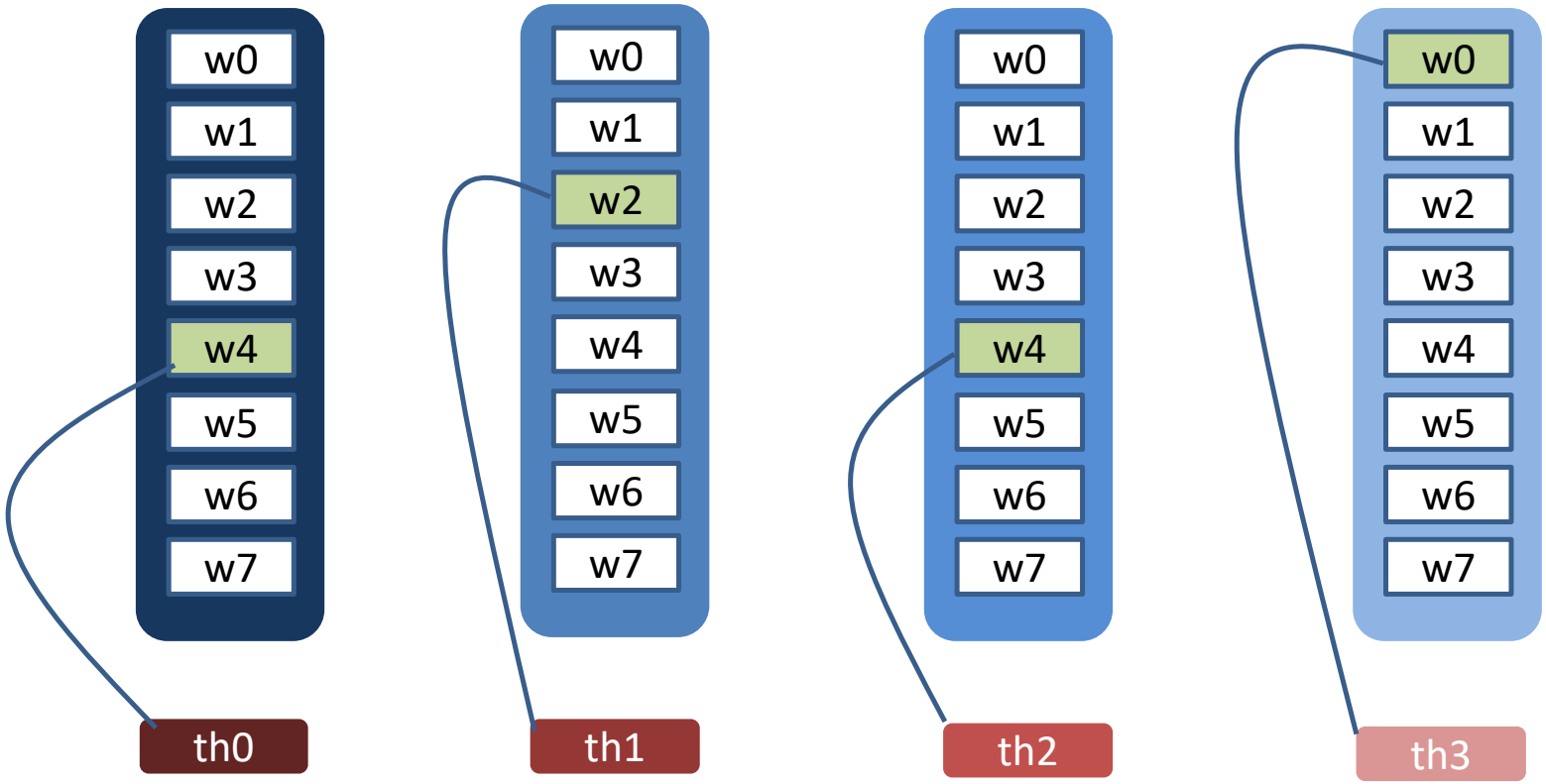
```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
    extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
    int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
    int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
    ...                        // use array a and b
}
```

il kernel viene invocato nel main con:

```
sharedMemory = count_a*size(int) + count_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Bank Conflict

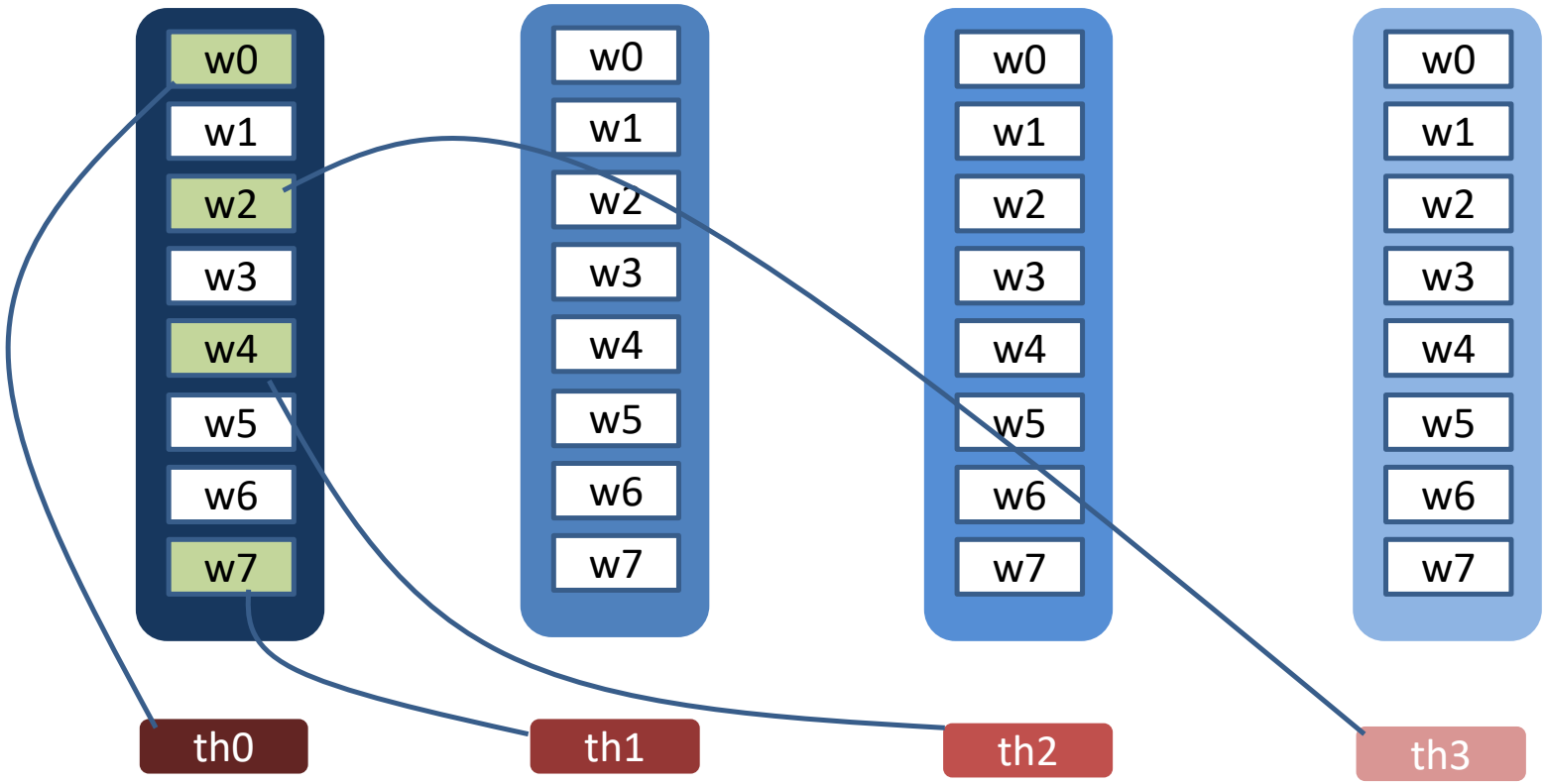
the Shared memory is divided in 32 BANKS (here we show only 4)



No conflict

Bank Conflict

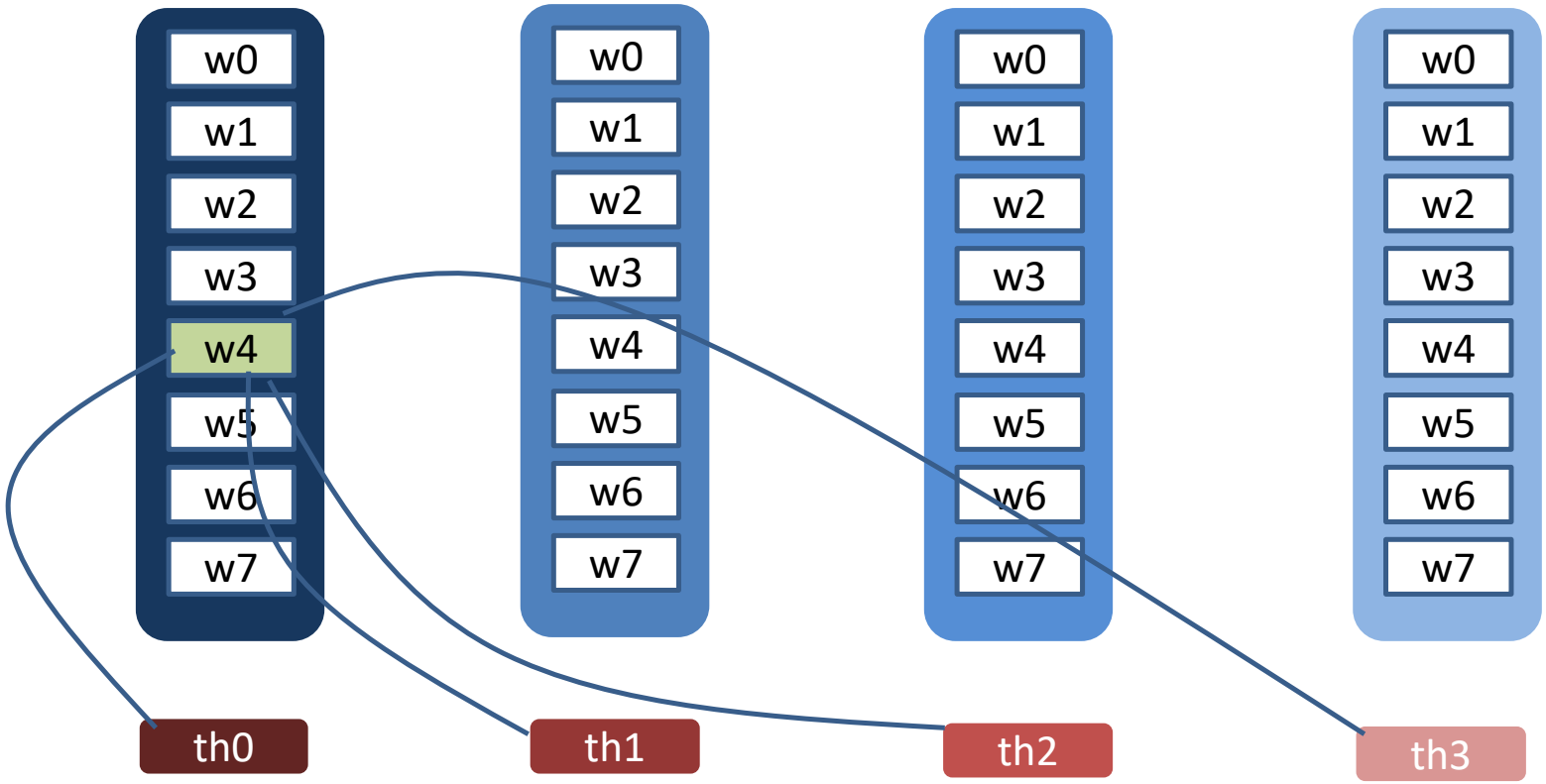
the Shared memory is divided in 32 BANKS (here we show only 4)



conflict

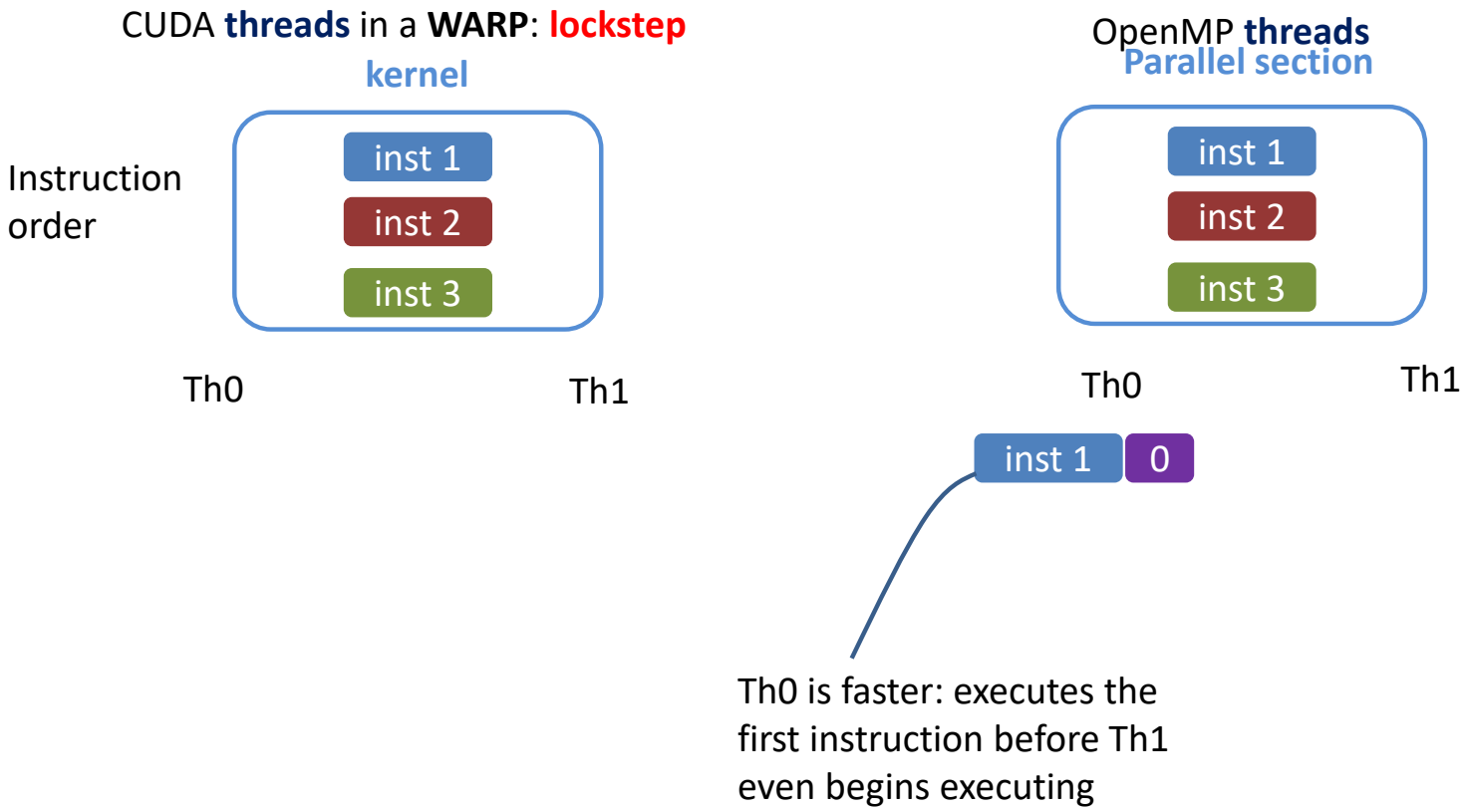
Bank Conflict

the Shared memory is divided in 32 BANKS (here we show only 4)

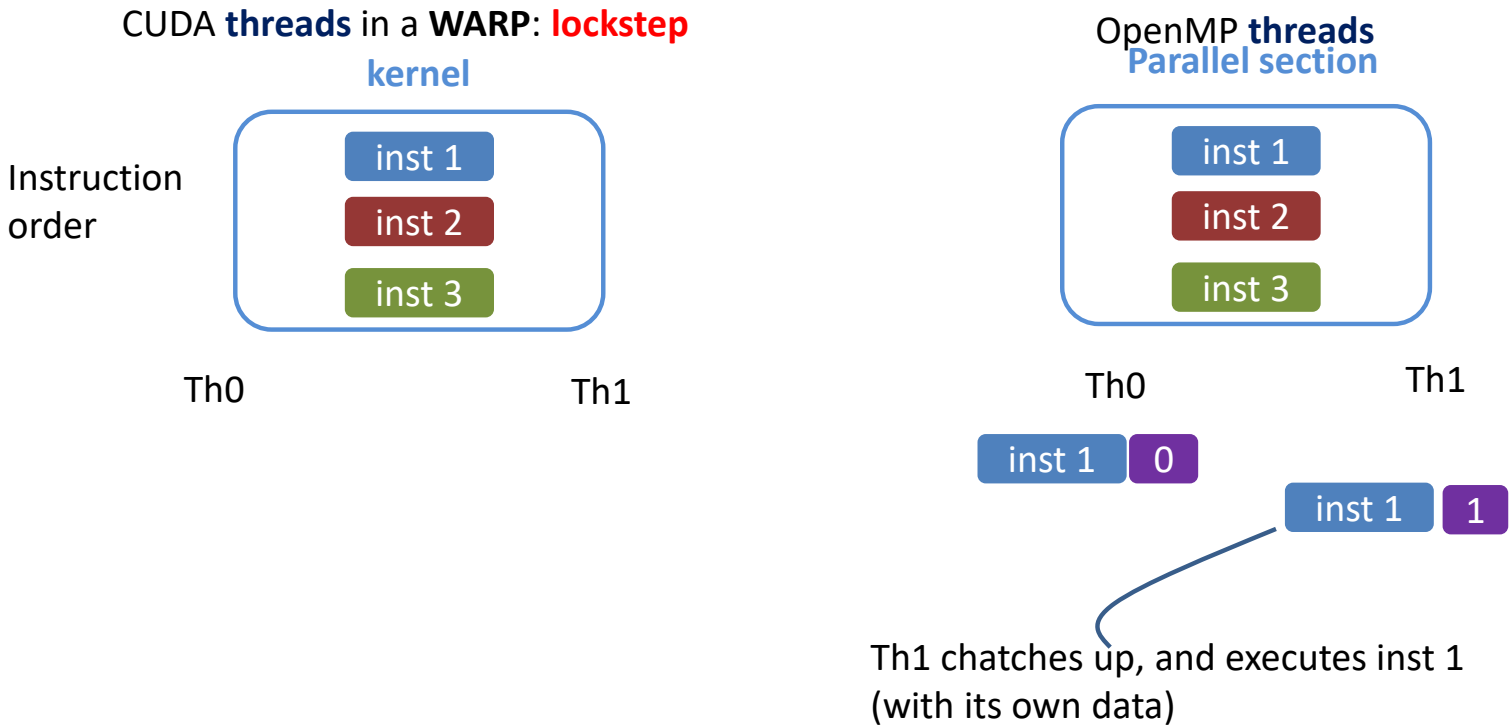


No conflict

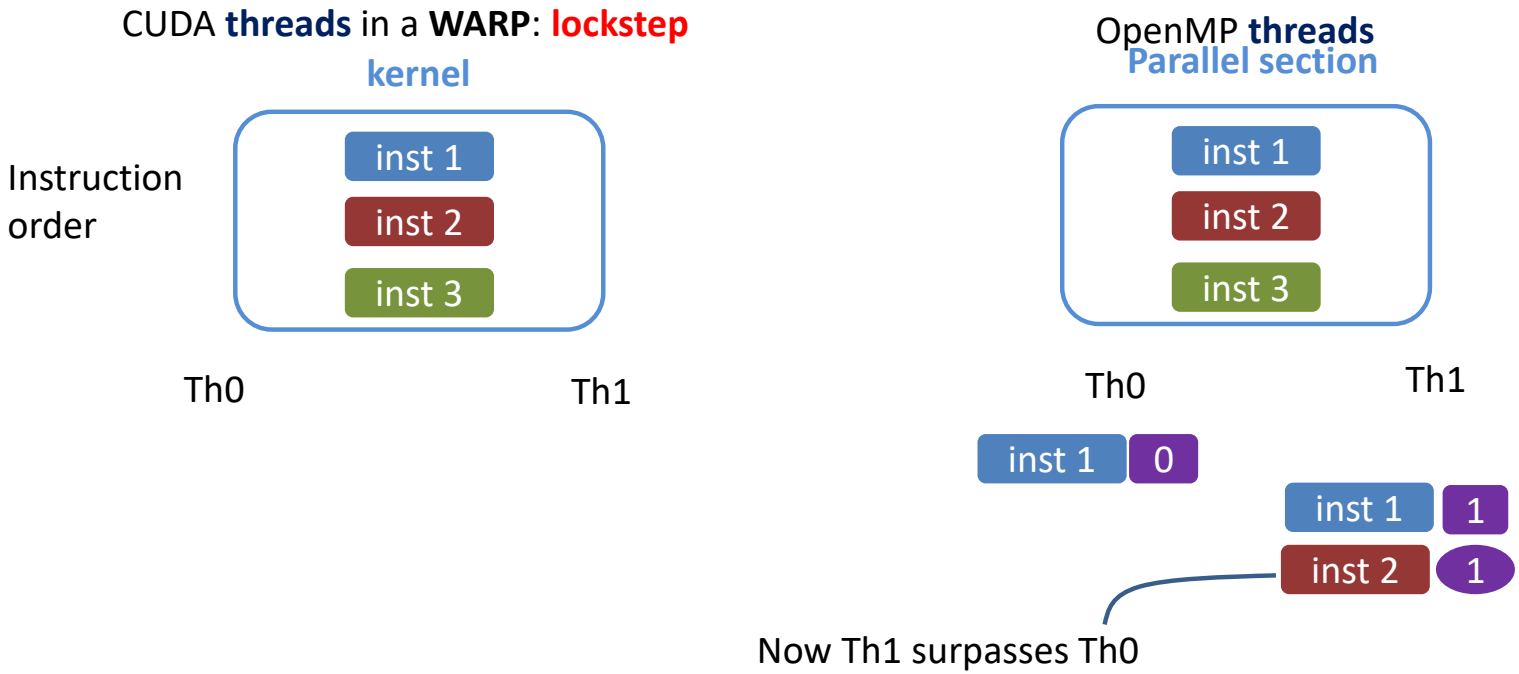
Warp: Lockstep



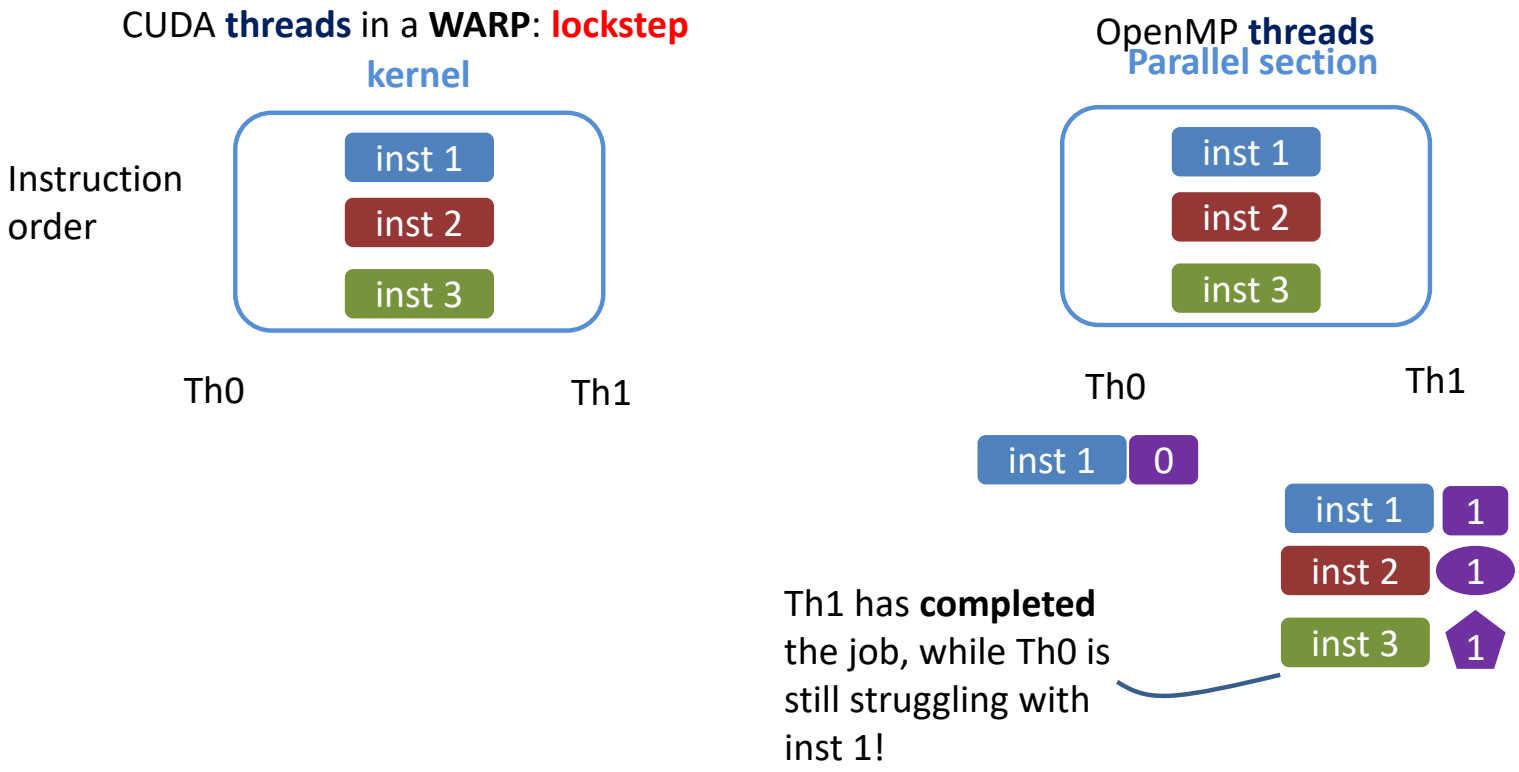
Warp: Lockstep



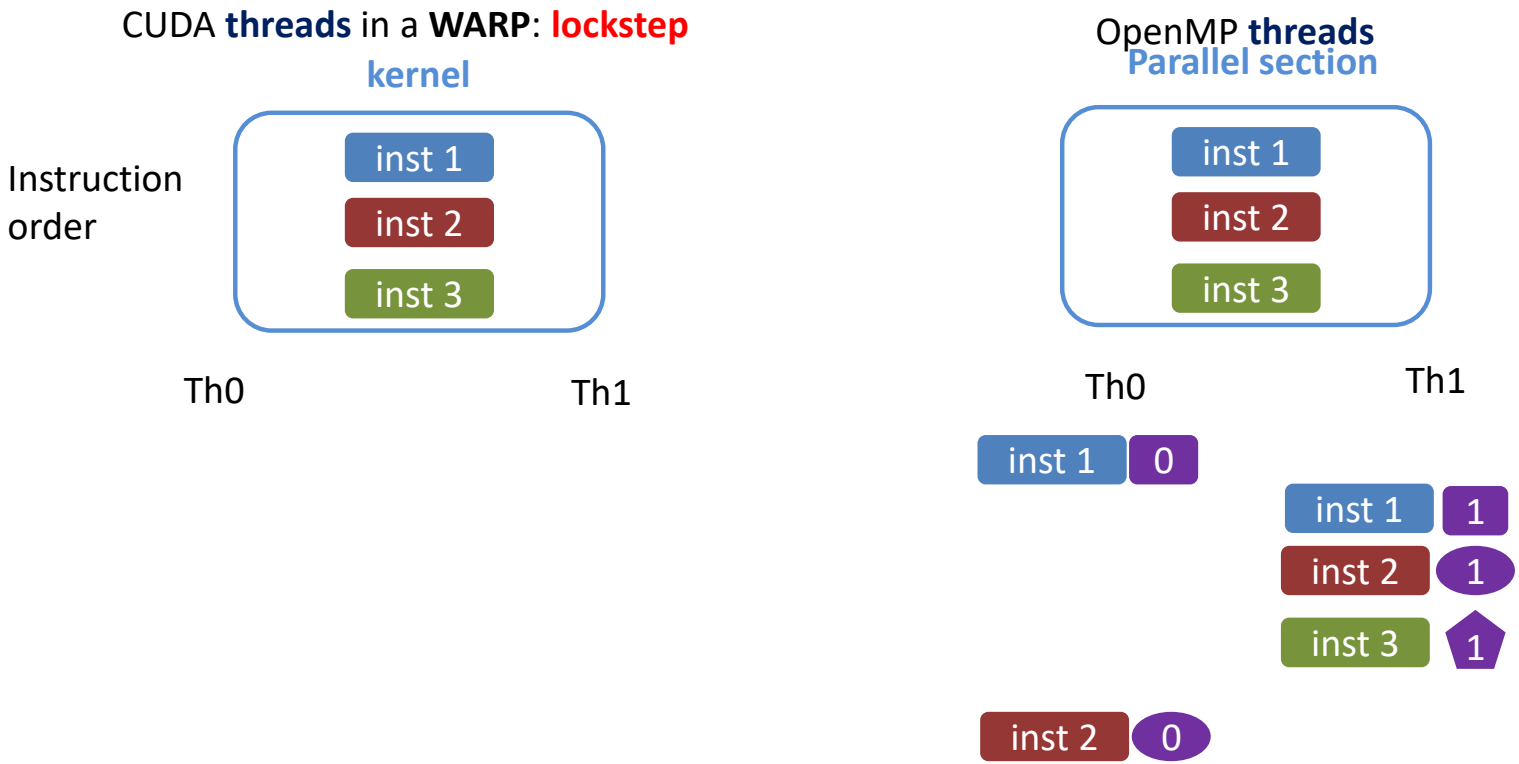
Warp: Lockstep



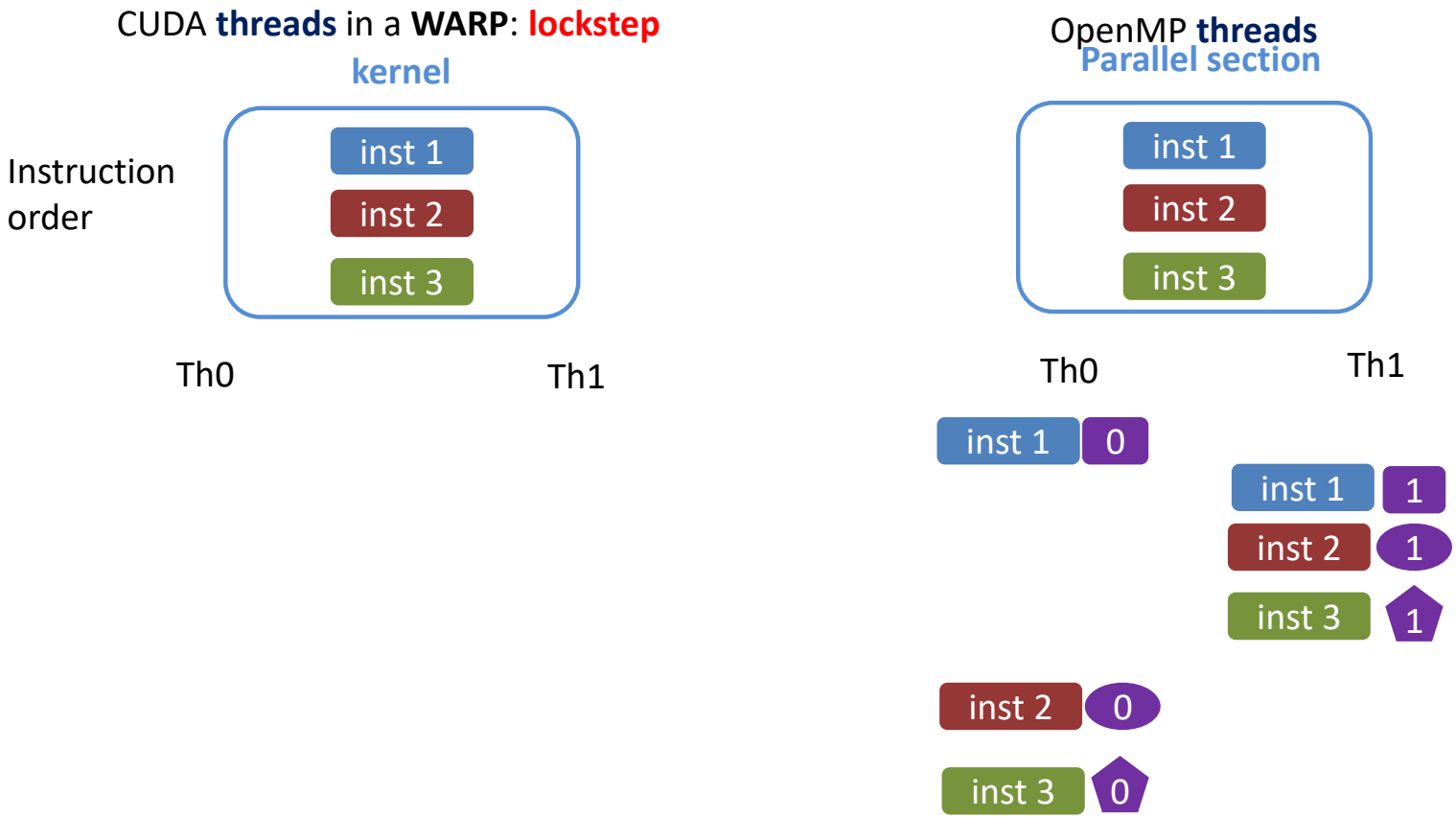
Warp: Lockstep



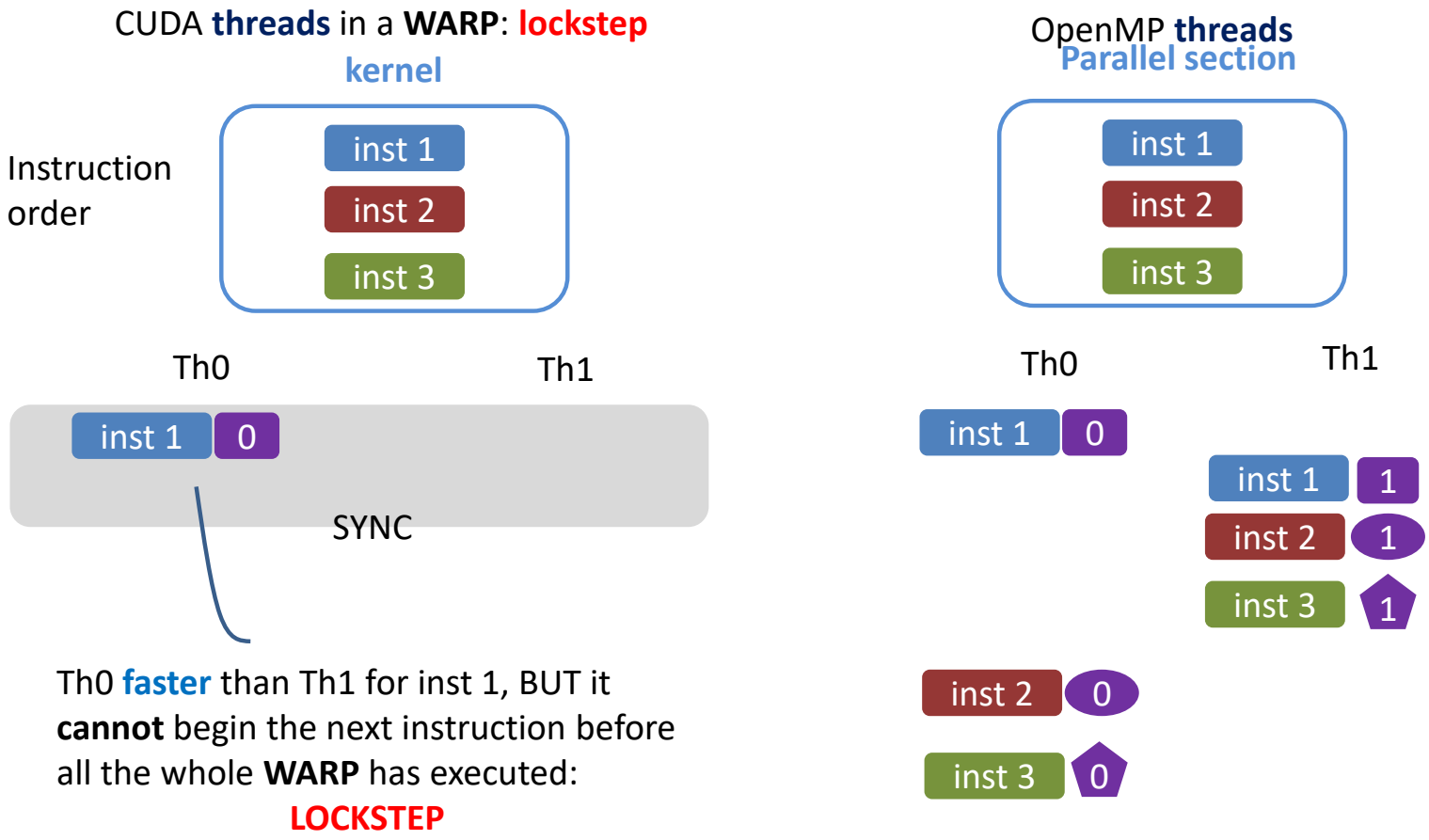
Warp: Lockstep



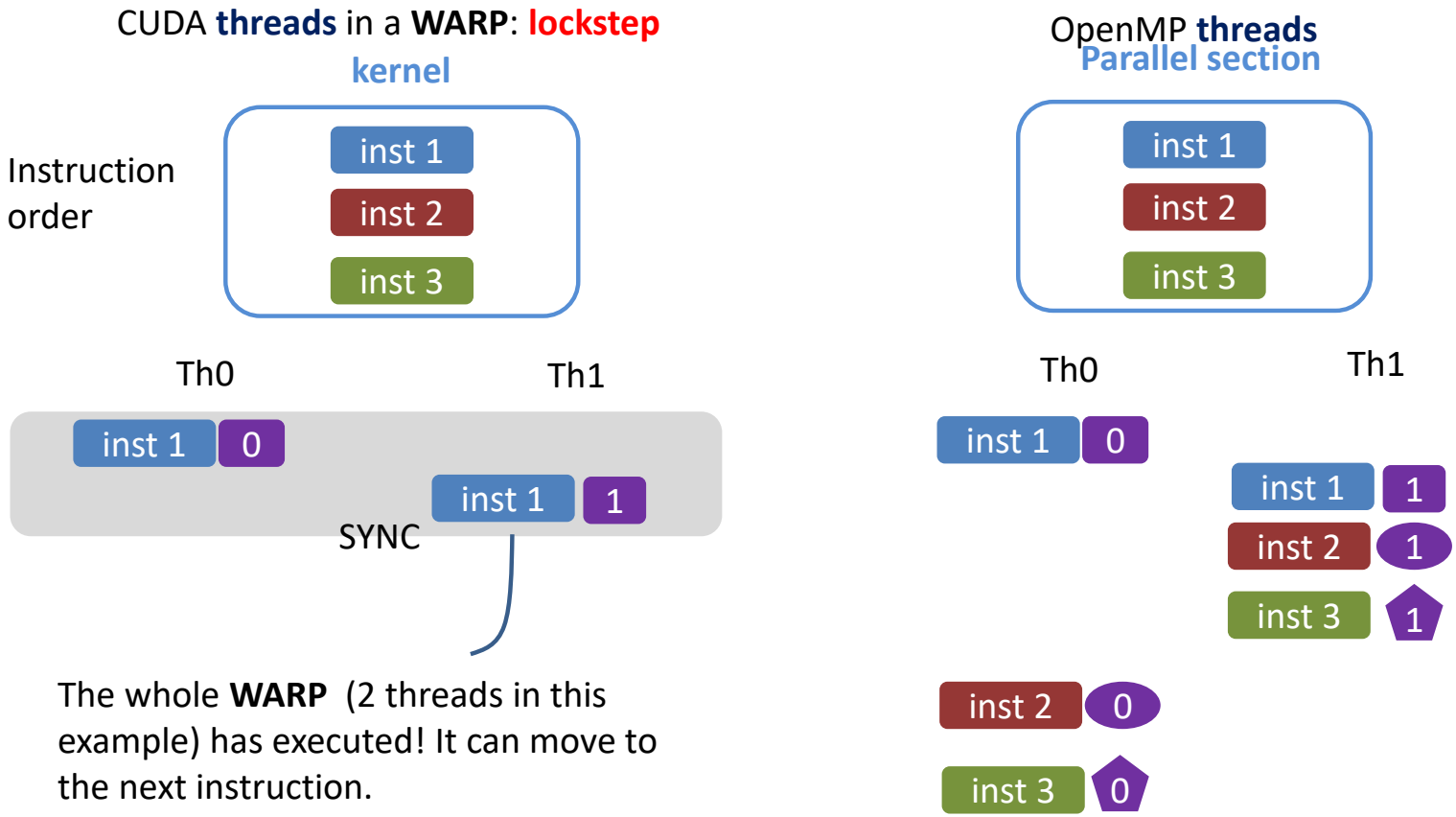
Warp: Lockstep



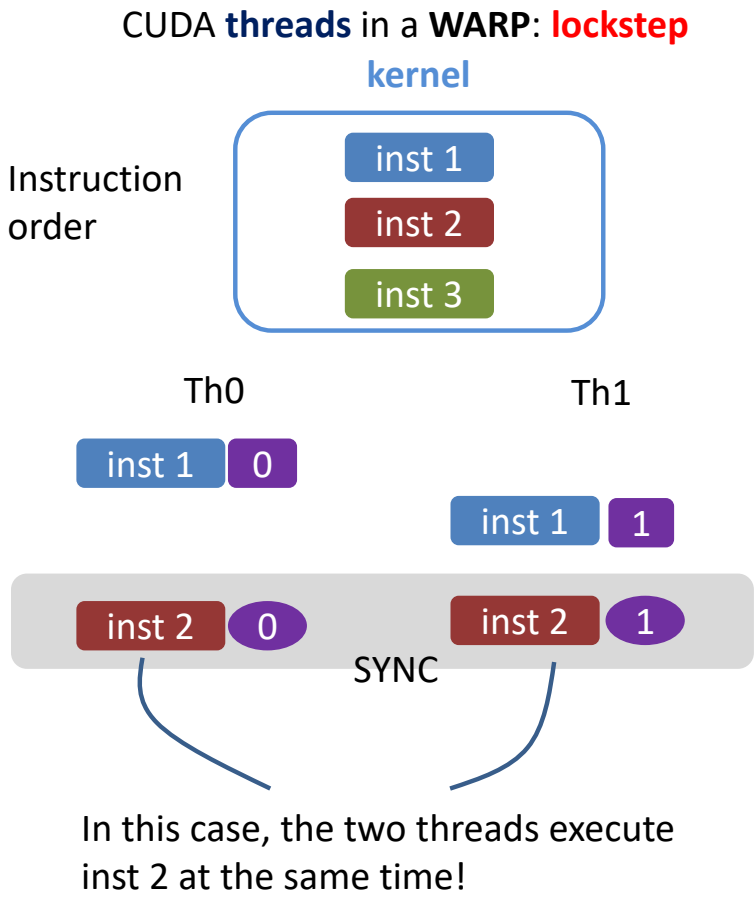
Warp: Lockstep

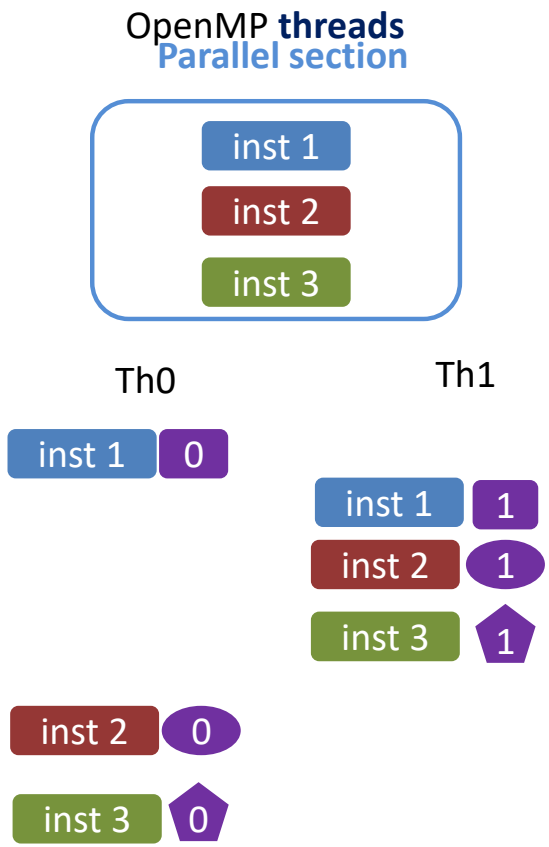


Warp: Lockstep

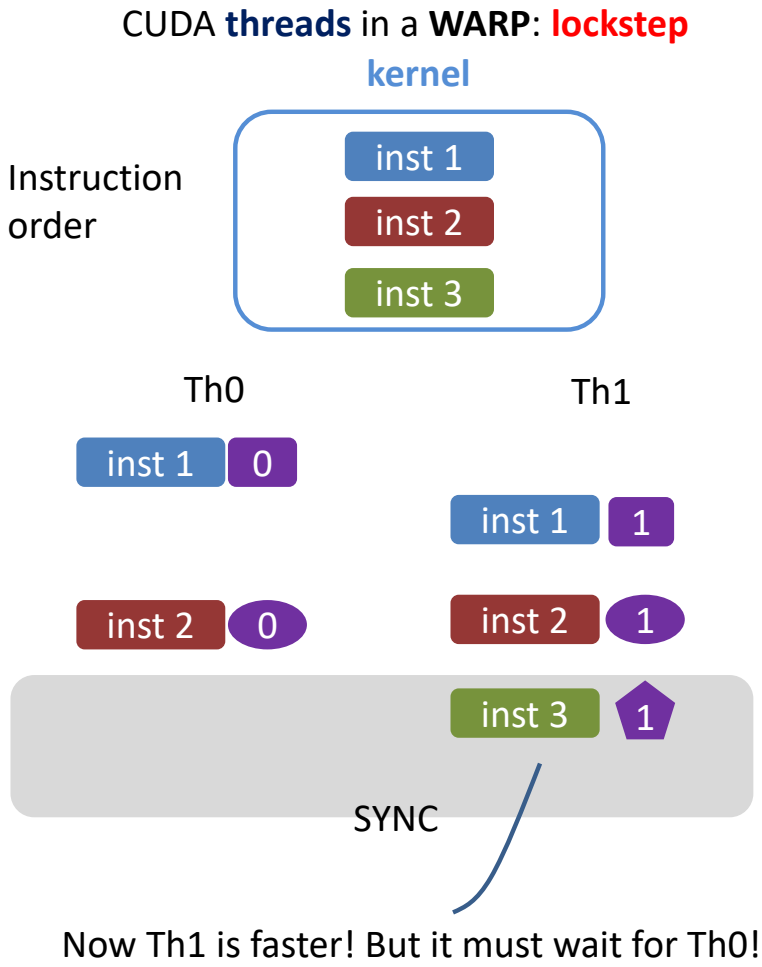


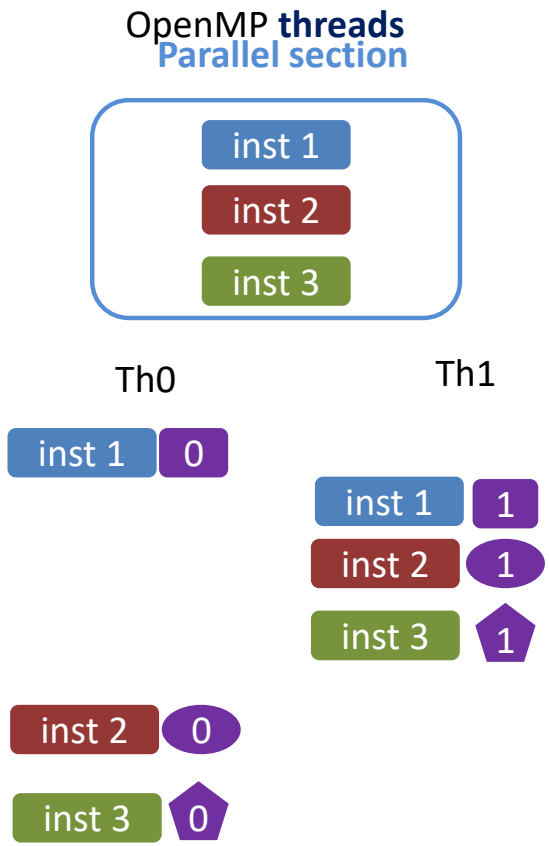
Warp: Lockstep



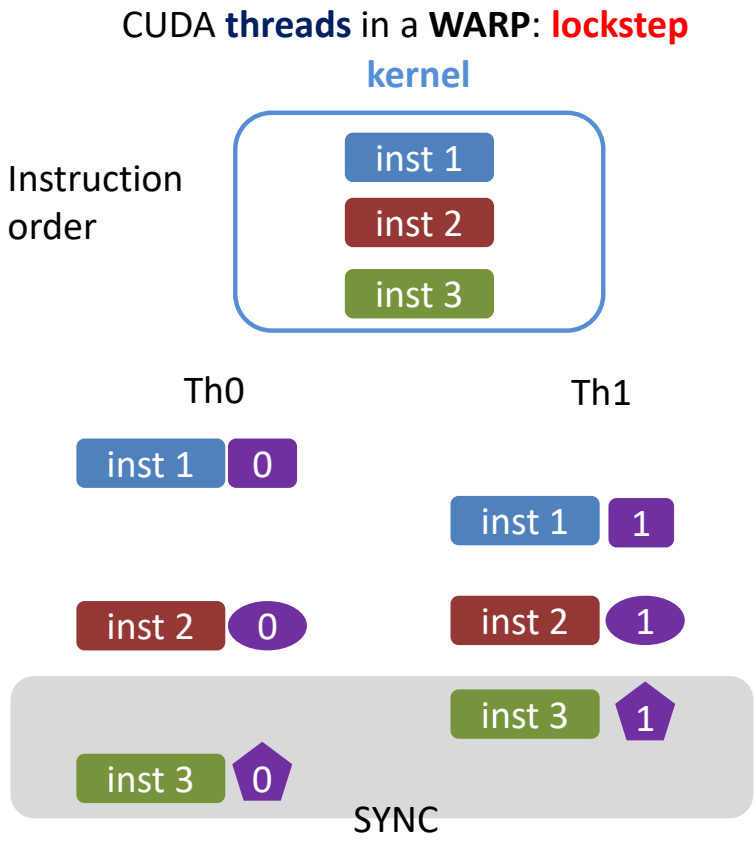


Warp: Lockstep

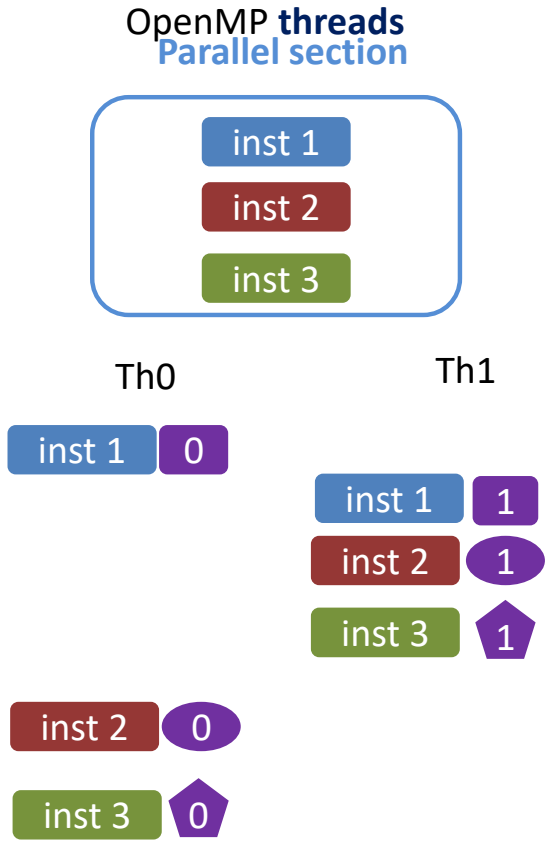




Warp: Lockstep



The warp has terminated the execution of this kernel!



Warp: come progettare un codice CUDA

Per avere dei consigli su come scrivere un codice CUDA efficace, facciamo riferimento alle seguenti slide:
`https://mc.stanford.edu/cgi-bin/images/3/34/Darve_cme343_cuda_3.pdf`

Operazioni Atomiche

Quando un thread legge-modifica-scrive una variabile si dice che c'e' stato un **read-modify-write**. Una operazione di tipo **read-modify-write** e' problematica nel senso che puo' essere soggetta a **race conditions**. Per scongiurare le race-condition, si possono usare le funzioni atomic.

- un Read-modify-write non puo' essere interrotto durante operazioni di tipo **atomic**
- le atomiche sono implementate dalle **c.c.** 1.1.
- esistono molte operazioni **atomic** a disposizione del CUDA C
  - atomicAdd()
  - atomicInc()
  - atomicSub()
  - atomicDec()
  - atomicMin()
  - atomicExch()
  - atomicMax()
  - atomicCAS()
- il risultato di accessi multipli di tipo **atomic** diventa predicibile (invece che non-deterministico).
- le atomic generalmente funzionano sia quando si usa memoria global che shared.

Operazioni Atomiche

Quando un thread legge-modifica-scrive una variabile si dice che c'e' stato un **read-modify-write**. Una operazione di tipo **read-modify-write** e' problematica nel senso che puo' essere soggetta a **race conditions**. Per scongiurare le race-condition, si possono usare le funzioni atomic.

- un Read-modify-write non puo' essere interrotto durante operazioni di tipo **atomic**
- le atomiche sono implementate dalle **c.c.** 1.1.
- esistono molte operazioni **atomic** a disposizione del CUDA C
  - atomicAdd()
  - atomicInc()
  - atomicSub()
  - atomicDec()
  - atomicMin()
  - atomicExch()
  - atomicMax()
  - atomicCAS()
- il risultato di accessi multipli di tipo **atomic** diventa predicibile (invece che non-deterministico).
- le atomic generalmente funzionano sia quando si usa memoria global che shared.

Operazioni Atomiche

Quando un thread legge-modifica-scrive una variabile si dice che c'e' stato un **read-modify-write**. Una operazione di tipo **read-modify-write** e' problematica nel senso che puo' essere soggetta a **race conditions**. Per scongiurare le race-condition, si possono usare le funzioni atomic.

- un Read-modify-write non puo' essere interrotto durante operazioni di tipo **atomic**
- le atomiche sono implementate dalle **c.c.** 1.1.
- esistono molte operazioni **atomic** a disposizione del CUDA C
  - atomicAdd()
  - atomicInc()
  - atomicSub()
  - atomicDec()
  - atomicMin()
  - atomicExch()
  - atomicMax()
  - atomicCAS()
- il risultato di accessi multipli di tipo **atomic** diventa predicibile (invece che non-deterministico).
- le atomic generalmente funzionano sia quando si usa memoria global che shared.

Operazioni Atomiche

Quando un thread legge-modifica-scrive una variabile si dice che c'e' stato un **read-modify-write**. Una operazione di tipo **read-modify-write** e' problematica nel senso che puo' essere soggetta a **race conditions**. Per scongiurare le race-condition, si possono usare le funzioni atomic.

- un Read-modify-write non puo' essere interrotto durante operazioni di tipo **atomic**
- le atomiche sono implementate dalle **c.c.** 1.1.
- esistono molte operazioni **atomic** a disposizione del CUDA C
  - atomicAdd()
  - atomicInc()
  - atomicSub()
  - atomicDec()
  - atomicMin()
  - atomicExch()
  - atomicMax()
  - atomicCAS()
- il risultato di accessi multipli di tipo **atomic** diventa predicibile (invece che non-deterministico).
- le atomic generalmente funzionano sia quando si usa memoria global che shared.

Operazioni Atomiche

Quando un thread legge-modifica-scrive una variabile si dice che c'e' stato un **read-modify-write**. Una operazione di tipo **read-modify-write** e' problematica nel senso che puo' essere soggetta a **race conditions**. Per scongiurare le race-condition, si possono usare le funzioni atomic.

- un Read-modify-write non puo' essere interrotto durante operazioni di tipo **atomic**
- le atomiche sono implementate dalle **c.c.** 1.1.
- esistono molte operazioni **atomic** a disposizione del CUDA C
  - atomicAdd()
  - atomicInc()
  - atomicSub()
  - atomicDec()
  - atomicMin()
  - atomicExch()
  - atomicMax()
  - atomicCAS()
- il risultato di accessi multipli di tipo **atomic** diventa predicibile (invece che non-deterministico).
- le atomic generalmente funzionano sia quando si usa memoria global che shared.

Operazioni Atomiche

Quando un thread legge-modifica-scrive una variabile si dice che c'e' stato un **read-modify-write**. Una operazione di tipo **read-modify-write** e' problematica nel senso che puo' essere soggetta a **race conditions**. Per scongiurare le race-condition, si possono usare le funzioni atomic.

- un Read-modify-write non puo' essere interrotto durante operazioni di tipo **atomic**
- le atomiche sono implementate dalle **c.c.** 1.1.
- esistono molte operazioni **atomic** a disposizione del CUDA C
  - atomicAdd()
  - atomicInc()
  - atomicSub()
  - atomicDec()
  - atomicMin()
  - atomicExch()
  - atomicMax()
  - atomicCAS()
- il risultato di accessi multipli di tipo **atomic** diventa predicibile (invece che non-deterministico).
- le atomic generalmente funzionano sia quando si usa memoria global che shared.

atomicAdd

Esempio:

```
int atomicAdd(int* address, int val);
```

- Il thread legge la memoria puntata da `address` e a questa aggiunge la quantita' `val`: il risultato e' scritto nell'area di memoria puntata da address.
- ATTENZIONE come risultato la funzione restituisce il **valore** dell'area di memoria puntata da `address` **prima** che fosse fatta l'accumulazione. Per esempio:

```
int valore= 1;
int daAggiungere =3;
int vecchio;
vecchio = atomicAdd(*valore, daAggiungere);
```

  Dopo queste linee di codice si ottiene: `valore= 4` **ma**: `vecchio=1`
- Subdolo: `vecchio` NON viene aggiornato in modo atomic, e ci puo' essere race condition!
- Quindi se io voglio sommare una quantita' ad un'altra devo semplicemente fare:

```
int valore= 1;
int daAggiungere =3;
atomicAdd(*valore, daAggiungere); // senza ASSEGNARE nulla alla funzione!
```

- in base alle c.c. esistono degli **overload** della funzione che lavorano con float, double, ecc.

atomicAdd

Esempio:

```
int atomicAdd(int* address, int val);
```

- Il thread legge la memoria puntata da `address` e a questa aggiunge la quantita' `val`: il risultato e' scritto nell'area di memoria puntata da address.
- ATTENZIONE come risultato la funzione restituisce il **valore** dell'area di memoria puntata da `address` **prima** che fosse fatta l'accumulazione. Per esempio:

```
int valore= 1;
int daAggiungere =3;
int vecchio;
vecchio = atomicAdd(*valore, daAggiungere);
```

Dopo queste linee di codice si ottiene: `valore= 4` **ma**: `vecchio=1`

- Subdolo: `vecchio` NON viene aggiornato in modo atomic, e ci puo' essere race condition!
- Quindi se io voglio sommare una quantita' ad un'altra devo semplicemente fare:

```
int valore= 1;
int daAggiungere =3;
atomicAdd(*valore, daAggiungere); // senza ASSEGNARE nulla alla funzione!
```

- in base alle c.c. esistono degli **overload** della funzione che lavorano con float, double, ecc.

atomicAdd

Esempio:

```
int atomicAdd(int* address, int val);
```

- Il thread legge la memoria puntata da `address` e a questa aggiunge la quantita' `val`: il risultato e' scritto nell'area di memoria puntata da address.
- ATTENZIONE come risultato la funzione restituisce il **valore** dell'area di memoria puntata da `address` **prima** che fosse fatta l'accumulazione. Per esempio:

```
int valore= 1;
int daAggiungere =3;
int vecchio;
vecchio = atomicAdd(*valore, daAggiungere);
```

  Dopo queste linee di codice si ottiene: `valore= 4` **ma**: `vecchio=1`

- Subdolo: `vecchio` NON viene aggiornato in modo atomic, e ci puo' essere race condition!
- Quindi se io voglio sommare una quantita' ad un'altra devo semplicemente fare:

```
int valore= 1;
int daAggiungere =3;
atomicAdd(*valore, daAggiungere); // senza ASSEGNARE nulla alla funzione!
```

- in base alle c.c. esistono degli **overload** della funzione che lavorano con float, double, ecc.

atomicAdd

Esempio:

```
int atomicAdd(int* address, int val);
```

- Il thread legge la memoria puntata da `address` e a questa aggiunge la quantita' `val`: il risultato e' scritto nell'area di memoria puntata da address.
- ATTENZIONE come risultato la funzione restituisce il **valore** dell'area di memoria puntata da `address` **prima** che fosse fatta l'accumulazione. Per esempio:

```
int valore= 1;
int daAggiungere =3;
int vecchio;
vecchio = atomicAdd(*valore, daAggiungere);
```

  Dopo queste linee di codice si ottiene: `valore= 4` **ma**: `vecchio=1`
- Subdolo: `vecchio` NON viene aggiornato in modo atomic, e ci puo' essere race condition!
- Quindi se io voglio sommare una quantita' ad un'altra devo semplicemente fare:

```
int valore= 1;
int daAggiungere =3;
atomicAdd(*valore, daAggiungere); // senza ASSEGNARE nulla alla funzione!
```

- in base alle c.c. esistono degli **overload** della funzione che lavorano con float, double, ecc.

atomicAdd

Esempio:

```
int atomicAdd(int* address, int val);
```

- Il thread legge la memoria puntata da `address` e a questa aggiunge la quantita' `val`: il risultato e' scritto nell'area di memoria puntata da address.
- ATTENZIONE come risultato la funzione restituisce il **valore** dell'area di memoria puntata da `address` **prima** che fosse fatta l'accumulazione. Per esempio:

```
int valore= 1;
int daAggiungere =3;
int vecchio;
vecchio = atomicAdd(*valore, daAggiungere);
```

  Dopo queste linee di codice si ottiene: `valore= 4` **ma**: `vecchio=1`
- Subdolo: `vecchio` NON viene aggiornato in modo atomic, e ci puo' essere race condition!
- Quindi se io voglio sommare una quantita' ad un'altra devo semplicemente fare:

```
int valore= 1;
int daAggiungere =3;
atomicAdd(*valore, daAggiungere); // senza ASSEGNARE nulla alla funzione!
```

- in base alle c.c. esistono degli **overload** della funzione che lavorano con float, double, ecc.

atomicAdd

Esempio:

```
int atomicAdd(int* address, int val);
```

- Il thread legge la memoria puntata da `address` e a questa aggiunge la quantita' `val`: il risultato e' scritto nell'area di memoria puntata da address.
- ATTENZIONE come risultato la funzione restituisce il **valore** dell'area di memoria puntata da `address` **prima** che fosse fatta l'accumulazione. Per esempio:

```
int valore= 1;
int daAggiungere =3;
int vecchio;
vecchio = atomicAdd(*valore, daAggiungere);
```

  Dopo queste linee di codice si ottiene: `valore= 4` **ma**: `vecchio=1`
- Subdolo: `vecchio` NON viene aggiornato in modo atomic, e ci puo' essere race condition!
- Quindi se io voglio sommare una quantita' ad un'altra devo semplicemente fare:

```
int valore= 1;
int daAggiungere =3;
atomicAdd(*valore, daAggiungere); // senza ASSEGNARE nulla alla funzione!
```

- in base alle c.c. esistono degli **overload** della funzione che lavorano con float, double, ecc.

Atomic Attention

Un'operazione *atomic*, protegge **solo** da altri accessi atomici... Se accedo alla variabile anche in modo **non** atomico si puo' avere race condition. Per esempio:

```
__global__ void myRace(int *x)  //
{
 int i = threadIdx.x + blockDim.x * blockIdx.x;

 if (i== 0 | i==32)   // il primo thread del warp 0 e del warp 1 aggiornano in modo non Atomico
   {
      *x = *x + 1;   //
   }
else                  // tutti gli altri aggiornano in modo Atomico
   {
      atomicAdd(x, 1); //
   }
}
```

- Supponiamo di chiamare il kernel su 2 warp
- Se il thread 32 (che e' il primo thread del secondo warp) si impossessa della x, prima che tutti gli altri abbiano fatto la atomic, il risultato diventa non predicibile!
- Occhio che nelle diapositiva viste ieri, il codice a questo riguardo ha degli errori.

Atomic Attention

Un'operazione *atomic*, protegge **solo** da altri accessi atomici... Se accedo alla variabile anche in modo **non** atomico si puo' avere race condition. Per esempio:

```
__global__ void myRace(int *x)  //
{
 int i = threadIdx.x + blockDim.x * blockIdx.x;

 if (i== 0 | i==32)   // il primo thread del warp 0 e del warp 1 aggiornano in modo non Atomico
    {
        *x = *x + 1;   //
     }
else                  // tutti gli altri aggiornano in modo Atomico
     {
        atomicAdd(x, 1); //
     }
}
```

- Supponiamo di chiamare il kernel su 2 warp
- Se il thread 32 (che e' il primo thread del secondo warp) si impossessa della x, prima che tutti gli altri abbiano fatto la atomic, il risultato diventa non predicibile!
- Occhio che nelle diapositiva viste ieri, il codice a questo riguardo ha degli errori.

Atomic Attention

Un'operazione *atomic*, protegge **solo** da altri accessi atomici... Se accedo alla variabile anche in modo **non** atomico si puo' avere race condition. Per esempio:

```
__global__ void myRace(int *x)  //
{
 int i = threadIdx.x + blockDim.x * blockIdx.x;

 if (i== 0 | i==32)   // il primo thread del warp 0 e del warp 1 aggiornano in modo non Atomico
    {
        *x = *x + 1;   //
     }
else                  // tutti gli altri aggiornano in modo Atomico
     {
        atomicAdd(x, 1); //
     }
}
```

- Supponiamo di chiamare il kernel su 2 warp
- Se il thread 32 (che e' il primo thread del secondo warp) si impossessa della x, prima che tutti gli altri abbiano fatto la atomic, il risultato diventa non predicibile!
- Occhio che nelle diapositiva viste ieri, il codice a questo riguardo ha degli errori.

Atomic Attention

Un'operazione *atomic*, protegge **solo** da altri accessi atomici... Se accedo alla variabile anche in modo **non** atomico si puo' avere race condition. Per esempio:

```
__global__ void myRace(int *x)  //
{
 int i = threadIdx.x + blockDim.x * blockIdx.x;

 if (i== 0 | i==32)   // il primo thread del warp 0 e del warp 1 aggiornano in modo non Atomico
    {
        *x = *x + 1;   //
     }
else                  // tutti gli altri aggiornano in modo Atomico
     {
        atomicAdd(x, 1); //
     }
}
```

- Supponiamo di chiamare il kernel su 2 warp
- Se il thread 32 (che e' il primo thread del secondo warp) si impossessa della x, prima che tutti gli altri abbiano fatto la atomic, il risultato diventa non predicibile!
- Occhio che nelle diapositiva viste ieri, il codice a questo riguardo ha degli errori.

Atomic Attention

Un'operazione *atomic*, protegge **solo** da altri accessi atomici... Se accedo alla variabile anche in modo **non** atomico si puo' avere race condition. Per esempio:

```
__global__ void myRace(int *x)   //
{
 int i = threadIdx.x + blockDim.x * blockIdx.x;

 if (i== 0 | i==32)    // il primo thread del warp 0 e del warp 1 aggiornano in modo non Atomico
    {
        *x = *x + 1;    //
     }
else                   // tutti gli altri aggiornano in modo Atomico
     {
        atomicAdd(x, 1); //
     }
}
```

- Supponiamo di chiamare il kernel su 2 warp
- Se il thread 32 (che e' il primo thread del secondo warp) si impossessa della x, prima che tutti gli altri abbiano fatto la atomic, il risultato diventa non predicibile!
- Occhio che nelle diapositiva viste ieri, il codice a questo riguardo ha degli errori.

Esempio Atomico

```
#include <stdio.h>
#include <cuda.h>
__global__  void Somma(float *a, int nDim){
    for (int i = 0; i < nDim ; i++){  // per ognuno degli ingressi
        atomicAdd(&a[i], 1.0f); // il singolo thread aggiunge 1 ad ogni ingresso
    }
}

void lanciaKernel(float *a, int nDim){   Somma<<<1, 10>>>(a,nDim); }

int main(){
   int i, nDim=100, tXb=32;  // dim array, thread per blocco
   float *xDevice, *xHost;    // puntatore che va verso il device e host

   xHost=(float *) malloc(nDim*sizeof(float));         // allocca sull'HOST
   cudaMalloc((void **)&xDevice, nDim*sizeof(float)); // allocca sul DEVICE
   cudaMemset(xDevice, 0, nDim*sizeof(float));         // azzera array nel device

   lanciaKernel(xDevice,nDim);  //

   cudaMemcpy(xHost, xDevice, nDim*sizeof(float), cudaMemcpyDeviceToHost);

   for ( i = 0; i < nDim; i++) if (xHost[i] != 1.0f*tXb){
         printf("Errore  xHost[%d] e' %f ma dovrebbe essere  %f\n", i, xHost[i], 1.0f*tXb);
         return 1; }  printf("Successo!\n");
   return 0;
}
```

Attenzione: passo un puntatore alloccato sul device ad una funzione dell'host, ma non c'e' nessun problema!

Esempio Atomico

```
#include <stdio.h>
#include <cuda.h>
__global__  void Somma(float *a, int nDim){
    for (int i = 0; i < nDim ; i++){  // per ognuno degli ingressi
        atomicAdd(&a[i], 1.0f); // il singolo thread aggiunge 1 ad ogni ingresso
    }
}

void lanciaKernel(float *a, int nDim){   Somma<<<1, 10>>>(a,nDim); }

int main(){
   int i, nDim=100, tXb=32;  // dim array, thread per blocco
   float *xDevice, *xHost;    // puntatore che va verso il device e host

   xHost=(float *) malloc(nDim*sizeof(float));         // allocca sull'HOST
   cudaMalloc((void **)&xDevice, nDim*sizeof(float)); // allocca sul DEVICE
   cudaMemset(xDevice, 0, nDim*sizeof(float));         // azzera array nel device

   lanciaKernel(xDevice,nDim);  //

   cudaMemcpy(xHost, xDevice, nDim*sizeof(float), cudaMemcpyDeviceToHost);

   for ( i = 0; i < nDim; i++) if (xHost[i] != 1.0f*tXb){
         printf("Errore  xHost[%d] e' %f ma dovrebbe essere  %f\n", i, xHost[i], 1.0f*tXb);
         return 1; }  printf("Successo!\n");
   return 0;
}
```

Attenzione: passo un puntatore alloccato sul device ad una funzione dell'host, ma non c'e' nessun problema!

Altri costrutti di sincronizzazione

Oltre alle Atomic:

- `__syncthreads()` questo comando sincronizza tutti i thread di un **blocco**
- ricordiamo che kernel successivi sono automaticamente in coda uno dietro all'altro nel cuda stream, in particolare nello **stream 0**
- se vogliamo essere sicuri che tutto un cuda stream abbia finito di eseguire prima che l'**host** continui ad eseguire istruzioni, possiamo usare:
  `cudaDeviceSynchronize()`
- `cudaMemcpy()` sincronizza host e device ...
- ... ma potrebbe non essere sufficiente per i kernel che usano `printf`, per quelli si va sul sicuro se si usa `cudaDeviceSynchronize()`!
- ci sono molti altri costrutti per sincronizzare in modo granulare, e si possono usare anche dei trucchi che riguardano la misurazione delle performance di un codice CUDA: CUDA events (che vedremo al volo in seguito).

Altri costrutti di sincronizzazione

Oltre alle Atomic:

- `__syncthreads()` questo comando sincronizza tutti i thread di un **blocco**
- ricordiamo che kernel successivi sono automaticamente in coda uno dietro all'altro nel cuda stream, in particolare nello **stream 0**
- se vogliamo essere sicuri che tutto un cuda stream abbia finito di eseguire prima che l'**host** continui ad eseguire istruzioni, possiamo usare:
  `cudaDeviceSynchronize()`
- `cudaMemcpy()` sincronizza host e device ...
- ... ma potrebbe non essere sufficiente per i kernel che usano `printf`, per quelli si va sul sicuro se si usa `cudaDeviceSynchronize()`!
- ci sono molti altri costrutti per sincronizzare in modo granulare, e si possono usare anche dei trucchi che riguardano la misurazione delle performance di un codice CUDA: CUDA events (che vedremo al volo in seguito).

Altri costrutti di sincronizzazione

Oltre alle Atomic:

- `__syncthreads()` questo comando sincronizza tutti i thread di un **blocco**
- ricordiamo che kernel successivi sono automaticamente in coda uno dietro all'altro nel cuda stream, in particolare nello **stream 0**
- se vogliamo essere sicuri che tutto un cuda stream abbia finito di eseguire prima che l'**host** continui ad eseguire istruzioni, possiamo usare:
  `cudaDeviceSynchronize()`
- `cudaMemcpy()` sincronizza host e device ...
- ... ma potrebbe non essere sufficiente per i kernel che usano `printf`, per quelli si va sul sicuro se si usa `cudaDeviceSynchronize()`!
- ci sono molti altri costrutti per sincronizzare in modo granulare, e si possono usare anche dei trucchi che riguardano la misurazione delle performance di un codice CUDA: CUDA events (che vedremo al volo in seguito).

Altri costrutti di sincronizzazione

Oltre alle Atomic:

- `__syncthreads()` questo comando sincronizza tutti i thread di un **blocco**
- ricordiamo che kernel successivi sono automaticamente in coda uno dietro all'altro nel cuda stream, in particolare nello **stream 0**
- se vogliamo essere sicuri che tutto un cuda stream abbia finito di eseguire prima che l'**host** continui ad eseguire istruzioni, possiamo usare:
  `cudaDeviceSynchronize()`
- `cudaMemcpy()` sincronizza host e device ...
- ... ma potrebbe non essere sufficiente per i kernel che usano `printf`, per quelli si va sul sicuro se si usa `cudaDeviceSynchronize()`!
- ci sono molti altri costrutti per sincronizzare in modo granulare, e si possono usare anche dei trucchi che riguardano la misurazione delle performance di un codice CUDA: CUDA events (che vedremo al volo in seguito).

Altri costrutti di sincronizzazione

Oltre alle Atomic:

- `__syncthreads()` questo comando sincronizza tutti i thread di un **blocco**
- ricordiamo che kernel successivi sono automaticamente in coda uno dietro all'altro nel cuda stream, in particolare nello **stream 0**
- se vogliamo essere sicuri che tutto un cuda stream abbia finito di eseguire prima che l'**host** continui ad eseguire istruzioni, possiamo usare:
  `cudaDeviceSynchronize()`
- `cudaMemcpy()` sincronizza host e device ...
- ... ma potrebbe non essere sufficiente per i kernel che usano `printf`, per quelli si va sul sicuro se si usa `cudaDeviceSynchronize()`!
- ci sono molti altri costrutti per sincronizzare in modo granulare, e si possono usare anche dei trucchi che riguardano la misurazione delle performance di un codice CUDA: CUDA events (che vedremo al volo in seguito).

Altri costrutti di sincronizzazione

Oltre alle Atomic:

- `__syncthreads()` questo comando sincronizza tutti i thread di un **blocco**
- ricordiamo che kernel successivi sono automaticamente in coda uno dietro all'altro nel cuda stream, in particolare nello **stream 0**
- se vogliamo essere sicuri che tutto un cuda stream abbia finito di eseguire prima che l'**host** continui ad eseguire istruzioni, possiamo usare:
  `cudaDeviceSynchronize()`
- `cudaMemcpy()` sincronizza host e device ...
- ... ma potrebbe non essere sufficiente per i kernel che usano `printf`, per quelli si va sul sicuro se si usa `cudaDeviceSynchronize()`!
- ci sono molti altri costrutti per sincronizzare in modo granulare, e si possono usare anche dei trucchi che riguardano la misurazione delle performance di un codice CUDA: CUDA events (che vedremo al volo in seguito).

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati (solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (la quantita' disponibile dipende dalle **c.c.**, p. es. puo' essere 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM (=risparmio di banda e minore tempo di accesso).

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**
Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**! (senza che il programmatore debba specificare che quella quantita' va messa nella constant, altrimenti useremo una sintassi spiegata in seguito).

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati (solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (la quantita' disponibile dipende dalle **c.c.**, p. es. puo' essere 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM (=risparmio di banda e minore tempo di accesso).

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**
Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**! (senza che il programmatore debba specificare che quella quantita' va messa nella constant, altrimenti useremo una sintassi spiegata in seguito).

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati (solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (la quantita' disponibile dipende dalle **c.c.**, p. es. puo' essere 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM (=risparmio di banda e minore tempo di accesso).

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**
Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**! (senza che il programmatore debba specificare che quella quantita' va messa nella constant, altrimenti useremo una sintassi spiegata in seguito).

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati (solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (la quantita' disponibile dipende dalle **c.c.**, p. es. puo' essere 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM (=risparmio di banda e minore tempo di accesso).

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**
Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**! (senza che il programmatore debba specificare che quella quantita' va messa nella constant, altrimenti useremo una sintassi spiegata in seguito).

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati (solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (la quantita' disponibile dipende dalle **c.c.**, p. es. puo' essere 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM (=risparmio di banda e minore tempo di accesso).

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**

Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**! (senza che il programmatore debba specificare che quella quantita' va messa nella constant, altrimenti useremo una sintassi spiegata in seguito).

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati (solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (la quantita' disponibile dipende dalle **c.c.**, p. es. puo' essere 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM (=risparmio di banda e minore tempo di accesso).

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**
Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**! (senza che il programmatore debba specificare che quella quantita' va messa nella constant, altrimenti useremo una sintassi spiegata in seguito).

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati (solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (la quantita' disponibile dipende dalle **c.c.**, p. es. puo' essere 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM (=risparmio di banda e minore tempo di accesso).

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**

Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**! (senza che il programmatore debba specificare che quella quantita' va messa nella constant, altrimenti useremo una sintassi spiegata in seguito).

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati (solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (la quantita' disponibile dipende dalle **c.c.**, p. es. puo' essere 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM (=risparmio di banda e minore tempo di accesso).

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**
Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**! (senza che il programmatore debba specificare che quella quantita' va messa nella constant, altrimenti useremo una sintassi spiegata in seguito).

Constant: il bello

Cosa sono i thread **vicini**?

- I thread che appartengono ad uno stesso warp
- ricordiamoci che il codice viene tramutato in una serie di istruzioni e tutti i thread di warp eseguono la **stessa istruzione** con dati differenti (a seconda del proprio id): **lockstep**!

Supponiamo quindi che tutti i thread di un warp necessitino di accedere ad uno stesso dato:

- il primo thread legge il dato dalla DRAM
- gli altri 31 thread ricevono lo stesso dato, trasmesso dal primo thread e non occupano banda! (il traffico generato dalla constant e' 1/32 di quello che sarebbe necessario se ogni thread accedesse.
- le variabili inserite nella constant non sono modificabili, quindi saranno le stesse durante tutta l'esecuzione del kernel. Per questo ha senso immagazzinarle nella cache. Successive chiamate al dato sono quindi estremamente veloci ed evitano completamente l'accesso alla DRAM.

Constant: il bello

Cosa sono i thread **vicini**?

- I thread che appartengono ad uno stesso warp
- ricordiamoci che il codice viene tramutato in una serie di istruzioni e tutti i thread di warp eseguono la **stessa istruzione** con dati differenti (a seconda del proprio id): **lockstep**!

Supponiamo quindi che tutti i thread di un warp necessitino di accedere ad uno stesso dato:

- il primo thread legge il dato dalla DRAM
- gli altri 31 thread ricevono lo stesso dato, trasmesso dal primo thread e non occupano banda! (il traffico generato dalla constant e' 1/32 di quello che sarebbe necessario se ogni thread accedesse.
- le variabili inserite nella constant non sono modificabili, quindi saranno le stesse durante tutta l'esecuzione del kernel. Per questo ha senso immagazzinarle nella cache. Successive chiamate al dato sono quindi estremamente veloci ed evitano completamente l'accesso alla DRAM.

Constant: il bello

Cosa sono i thread **vicini**?

- I thread che appartengono ad uno stesso warp
- ricordiamoci che il codice viene tramutato in una serie di istruzioni e tutti i thread di warp eseguono la **stessa istruzione** con dati differenti (a seconda del proprio id): **lockstep**!

Supponiamo quindi che tutti i thread di un warp necessitino di accedere ad uno stesso dato:

- il primo thread legge il dato dalla DRAM
- gli altri 31 thread ricevono lo stesso dato, trasmesso dal primo thread e non occupano banda! (il traffico generato dalla constant e' 1/32 di quello che sarebbe necessario se ogni thread accedesse.
- le variabili inserite nella constant non sono modificabili, quindi saranno le stesse durante tutta l'esecuzione del kernel. Per questo ha senso immagazzinarle nella cache. Successive chiamate al dato sono quindi estremamente veloci ed evitano completamente l'accesso alla DRAM.

Constant: il bello

Cosa sono i thread **vicini**?

- I thread che appartengono ad uno stesso warp
- ricordiamoci che il codice viene tramutato in una serie di istruzioni e tutti i thread di warp eseguono la **stessa istruzione** con dati differenti (a seconda del proprio id): **lockstep**!

Supponiamo quindi che tutti i thread di un warp necessitino di accedere ad uno stesso dato:

- il primo thread legge il dato dalla DRAM
- gli altri 31 thread ricevono lo stesso dato, trasmesso dal primo thread e non occupano banda! (il traffico generato dalla constant e' 1/32 di quello che sarebbe necessario se ogni thread accedesse.
- le variabili inserite nella constant non sono modificabili, quindi saranno le stesse durante tutta l'esecuzione del kernel. Per questo ha senso immagazzinarle nella cache. Successive chiamate al dato sono quindi estremamente veloci ed evitano completamente l'accesso alla DRAM.

Constant: il bello

Cosa sono i thread **vicini**?

- I thread che appartengono ad uno stesso warp
- ricordiamoci che il codice viene tramutato in una serie di istruzioni e tutti i thread di warp eseguono la **stessa istruzione** con dati differenti (a seconda del proprio id): **lockstep**!

Supponiamo quindi che tutti i thread di un warp necessitino di accedere ad uno stesso dato:

- il primo thread legge il dato dalla DRAM
- gli altri 31 thread ricevono lo stesso dato, trasmesso dal primo thread e non occupano banda! (il traffico generato dalla constant e' 1/32 di quello che sarebbe necessario se ogni thread accedesse.
- le variabili inserite nella constant non sono modificabili, quindi saranno le stesse durante tutta l'esecuzione del kernel. Per questo ha senso immagazzinarle nella cache. Successive chiamate al dato sono quindi estremamente veloci ed evitano completamente l'accesso alla DRAM.

Constant: il bello

Cosa sono i thread **vicini**?

- I thread che appartengono ad uno stesso warp
- ricordiamoci che il codice viene tramutato in una serie di istruzioni e tutti i thread di warp eseguono la **stessa istruzione** con dati differenti (a seconda del proprio id): **lockstep**!

Supponiamo quindi che tutti i thread di un warp necessitino di accedere ad uno stesso dato:

- il primo thread legge il dato dalla DRAM
- gli altri 31 thread ricevono lo stesso dato, trasmesso dal primo thread e non occupano banda! (il traffico generato dalla constant e' 1/32 di quello che sarebbe necessario se ogni thread accedesse.
- le variabili inserite nella constant non sono modificabili, quindi saranno le stesse durante tutta l'esecuzione del kernel. Per questo ha senso immagazzinarle nella cache. Successive chiamate al dato sono quindi estremamente veloci ed evitano completamente l'accesso alla DRAM.

Constant: il bello

Cosa sono i thread **vicini**?

- I thread che appartengono ad uno stesso warp
- ricordiamoci che il codice viene tramutato in una serie di istruzioni e tutti i thread di warp eseguono la **stessa istruzione** con dati differenti (a seconda del proprio id): **lockstep**!

Supponiamo quindi che tutti i thread di un warp necessitino di accedere ad uno stesso dato:

- il primo thread legge il dato dalla DRAM
- gli altri 31 thread ricevono lo stesso dato, trasmesso dal primo thread e non occupano banda! (il traffico generato dalla constant e' 1/32 di quello che sarebbe necessario se ogni thread accedesse.
- le variabili inserite nella constant non sono modificabili, quindi saranno le stesse durante tutta l'esecuzione del kernel. Per questo ha senso immagazzinarle nella cache. Successive chiamate al dato sono quindi estremamente veloci ed evitano completamente l'accesso alla DRAM.

Constant: il brutto

Il fatto che un dato constant venga trasmesso a tutti i membri del warp puo' pero' causare dei problemi se non utilizzato correttamente.

- Quando si ha una richiesta di accesso alla memoria constant da parte dei thread di un warp si puo' avere **una sola richiesta per ciclo di clock** per tutto il warp.
- Questo significa che se i thread del warp necessitano di diverse aree che comunque fanno parte dalla memoria constant dovremo aspettare 32 cicli di clock! ergo il sistema esegue serialmente le richieste e quindi rallenta. (In questo caso la lettura dalla constant diventa piu' lenta che quella dalla global
- Ehi! questo problema assomiglia molto al **bank conflict** della memoria shared, solo che in questo caso c'e' una sola banca.

Constant: il brutto

Il fatto che un dato constant venga trasmesso a tutti i membri del warp puo' pero' causare dei problemi se non utilizzato correttamente.

- Quando si ha una richiesta di accesso alla memoria constant da parte dei thread di un warp si puo' avere **una sola richiesta per ciclo di clock** per tutto il warp.
- Questo significa che se i thread del warp necessitano di diverse aree che comunque fanno parte dalla memoria constant dovremo aspettare 32 cicli di clock! ergo il sistema esegue serialmente le richieste e quindi rallenta. (In questo caso la lettura dalla constant diventa piu' lenta che quella dalla global
- Ehi! questo problema assomiglia molto al **bank conflict** della memoria shared, solo che in questo caso c'e' una sola banca.

Constant: il brutto

Il fatto che un dato constant venga trasmesso a tutti i membri del warp puo' pero' causare dei problemi se non utilizzato correttamente.

- Quando si ha una richiesta di accesso alla memoria constant da parte dei thread di un warp si puo' avere **una sola richiesta per ciclo di clock** per tutto il warp.
- Questo significa che se i thread del warp necessitano di diverse aree che comunque fanno parte dalla memoria constant dovremo aspettare 32 cicli di clock! ergo il sistema esegue serialmente le richieste e quindi rallenta. (In questo caso la lettura dalla constant diventa piu' lenta che quella dalla global
- Ehi! questo problema assomiglia molto al **bank conflict** della memoria shared, solo che in questo caso c'e' una sola banca.

Constant: il brutto

Il fatto che un dato constant venga trasmesso a tutti i membri del warp puo' pero' causare dei problemi se non utilizzato correttamente.

- Quando si ha una richiesta di accesso alla memoria constant da parte dei thread di un warp si puo' avere **una sola richiesta per ciclo di clock** per tutto il warp.
- Questo significa che se i thread del warp necessitano di diverse aree che comunque fanno parte dalla memoria constant dovremo aspettare 32 cicli di clock! ergo il sistema esegue serialmente le richieste e quindi rallenta. (In questo caso la lettura dalla constant diventa piu' lenta che quella dalla global
- Ehi! questo problema assomiglia molto al **bank conflict** della memoria shared, solo che in questo caso c'e' una sola banca.

Constant: il brutto

Il fatto che un dato constant venga trasmesso a tutti i membri del warp puo' pero' causare dei problemi se non utilizzato correttamente.

- Quando si ha una richiesta di accesso alla memoria constant da parte dei thread di un warp si puo' avere **una sola richiesta per ciclo di clock** per tutto il warp.
- Questo significa che se i thread del warp necessitano di diverse aree che comunque fanno parte dalla memoria constant dovremo aspettare 32 cicli di clock! ergo il sistema esegue serialmente le richieste e quindi rallenta. (In questo caso la lettura dalla constant diventa piu' lenta che quella dalla global
- Ehi! questo problema assomiglia molto al **bank conflict** della memoria shared, solo che in questo caso c'e' una sola banca.

Copiare la memoria constant

Il seguente comando e' una versione modificata di `cudaMemcpy()` che serve per copiare dati a (e da) memoria *constant*.

```
cudaError_t cudaMemcpyToSymbol (const char * symbol,
                                const void * src,
                               size_t count,
                               size_t offset = 0,
                                 enum cudaMemcpyKind kind = cudaMemcpyHostToDevice
)
```

Questo comando copia `count` byte dalla memoria che e' in `src` alla memoria che e' puntanta in `symbol`, spostata di un `offset`.
Il `symbol` puo' essere una variabile che risiede sia nella global che nella constant.
Il tipo di passaggio puo' essere da host a device (o viceversa).

- symbol - Symbol destinazione
- src - sorgente
- count - dimensione in byte da copiare
- offset - distanza dal symbol di dove vengono copiati i dati
- kind - direzione della copia

Esempio di utilizzo di Constant Memory

```
__constant__ float constant_angle[360];  // si dichiara la memoria constant dall'HOST
int main(int argc,char** argv)
{
    int size=3200;
    float* device_array;              // puntatore array sul device
    float hangle[360];                // array sull'host

    cudaMalloc ((void**)&device_array,sizeof(float)*size);  // allocc memoria sul device
    cudaMemset (device_array,0,sizeof(float)*size);         // azzera memoria sul device
    for(int loop=0;loop<360;loop++)
                  hangle[loop] = acos( -1.0f )* loop/ 180.0f;   // crea array host
 cudaMemcpyToSymbol (constant_angle,  hangle, sizeof(float)*360  ); // copia su CONSTANT
     test_kernel  <<<  size/64  ,64  >>>  (device_array); // lancia il kernel
     cudaFree(darray);                                  // libera memoria
  return 0;
}

__global__ void test_kernel(float* darray)   //kernel
{
     int index;
     Index = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;   // calcola indice globale

   for(int loop=0;loop<360;loop++)                    //
        device_array[index]= device_array [index] + constant_angle [loop] ;
return;
}
```

Constant: ma non c'e' un problema di accessi?

- Nell'esempio precedente si e' messo l'array `constant_angle` sulla memoria constant.
- D'altra parte, si sa che un accesso di thread diversi a diverse aree di cache **serializza** l'accesso alla cache e quindi puo' essere molto pericoloso.
- In questo caso pero' non c'e' il problema perche'?
- la risposta e' che bisogna avere una visione del funzionamento dei thread a livello di istruzione. Le singole istruzioni vengono definitie in **lockstep**. Questo significa che in presenza di un loop come quello dell'esempio precedente i singoli passi del loop sono eseguiti in lockstep: tutti i thread prima lavorano `loop=0`, poi tutti i thread lavorano su `loop=1`, etc.
- Bisogna liberarsi dall'immagine mentale secondo cui si ha una associazione tutto un kernel $\leftrightarrow$ singolo thread
- L'idea migliore e' singola istruzione $\leftrightarrow$ warp

Constant: ma non c'e' un problema di accessi?

- Nell'esempio precedente si e' messo l'array `constant_angle` sulla memoria constant.
- D'altra parte, si sa che un accesso di thread diversi a diverse aree di cache **serializza** l'accesso alla cache e quindi puo' essere molto pericoloso.
- In questo caso pero' non c'e' il problema perche'?
- la risposta e' che bisogna avere una visione del funzionamento dei thread a livello di istruzione. Le singole istruzioni vengono definitie in **lockstep**. Questo significa che in presenza di un loop come quello dell'esempio precedente i singoli passi del loop sono eseguiti in lockstep: tutti i thread prima lavorano `loop=0`, poi tutti i thread lavorano su `loop=1`, etc.
- Bisogna liberarsi dall'immagine mentale secondo cui si ha una associazione tutto un kernel $\leftrightarrow$ singolo thread
- L'idea migliore e' singola istruzione $\leftrightarrow$ warp

Constant: ma non c'e' un problema di accessi?

- Nell'esempio precedente si e' messo l'array `constant_angle` sulla memoria constant.
- D'altra parte, si sa che un accesso di thread diversi a diverse aree di cache **serializza** l'accesso alla cache e quindi puo' essere molto pericoloso.
- In questo caso pero' non c'e' il problema perche'?
- la risposta e' che bisogna avere una visione del funzionamento dei thread a livello di istruzione. Le singole istruzioni vengono definitie in **lockstep**. Questo significa che in presenza di un loop come quello dell'esempio precedente i singoli passi del loop sono eseguiti in lockstep: tutti i thread prima lavorano `loop=0`, poi tutti i thread lavorano su `loop=1`, etc.
- Bisogna liberarsi dall'immagine mentale secondo cui si ha una associazione tutto un kernel $\leftrightarrow$ singolo thread
- L'idea migliore e' singola istruzione $\leftrightarrow$ warp

Constant: ma non c'e' un problema di accessi?

- Nell'esempio precedente si e' messo l'array `constant_angle` sulla memoria constant.
- D'altra parte, si sa che un accesso di thread diversi a diverse aree di cache **serializza** l'accesso alla cache e quindi puo' essere molto pericoloso.
- In questo caso pero' non c'e' il problema perche'?
- la risposta e' che bisogna avere una visione del funzionamento dei thread a livello di istruzione. Le singole istruzioni vengono definitie in **lockstep**. Questo significa che in presenza di un loop come quello dell'esempio precedente i singoli passi del loop sono eseguiti in lockstep: tutti i thread prima lavorano `loop=0`, poi tutti i thread lavorano su `loop=1`, etc.
- Bisogna liberarsi dall'immagine mentale secondo cui si ha una associazione tutto un kernel $\leftrightarrow$ singolo thread
- L'idea migliore e' singola istruzione $\leftrightarrow$ warp

Constant: ma non c'e' un problema di accessi?

- Nell'esempio precedente si e' messo l'array `constant_angle` sulla memoria constant.
- D'altra parte, si sa che un accesso di thread diversi a diverse aree di cache **serializza** l'accesso alla cache e quindi puo' essere molto pericoloso.
- In questo caso pero' non c'e' il problema perche'?
- la risposta e' che bisogna avere una visione del funzionamento dei thread a livello di istruzione. Le singole istruzioni vengono definitie in **lockstep**. Questo significa che in presenza di un loop come quello dell'esempio precedente i singoli passi del loop sono eseguiti in lockstep: tutti i thread prima lavorano `loop=0`, poi tutti i thread lavorano su `loop=1`, etc.
- Bisogna liberarsi dall'immagine mentale secondo cui si ha una associazione tutto un kernel $\leftrightarrow$ singolo thread
- L'idea migliore e' singola istruzione $\leftrightarrow$ warp

Constant: ma non c'e' un problema di accessi?

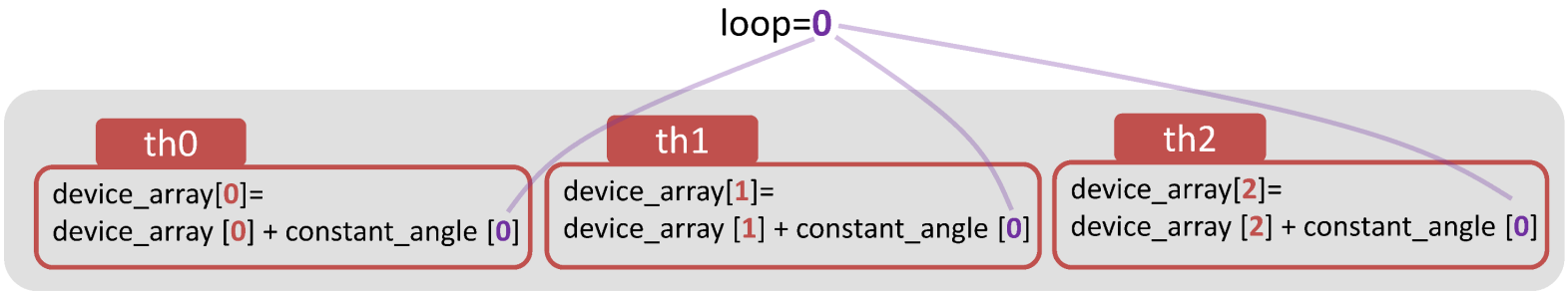
- Nell'esempio precedente si e' messo l'array `constant_angle` sulla memoria constant.
- D'altra parte, si sa che un accesso di thread diversi a diverse aree di cache **serializza** l'accesso alla cache e quindi puo' essere molto pericoloso.
- In questo caso pero' non c'e' il problema perche'?
- la risposta e' che bisogna avere una visione del funzionamento dei thread a livello di istruzione. Le singole istruzioni vengono definitie in **lockstep**. Questo significa che in presenza di un loop come quello dell'esempio precedente i singoli passi del loop sono eseguiti in lockstep: tutti i thread prima lavorano `loop=0`, poi tutti i thread lavorano su `loop=1`, etc.
- Bisogna liberarsi dall'immagine mentale secondo cui si ha una associazione tutto un kernel $\leftrightarrow$ singolo thread
- L'idea migliore e' singola istruzione $\leftrightarrow$ warp

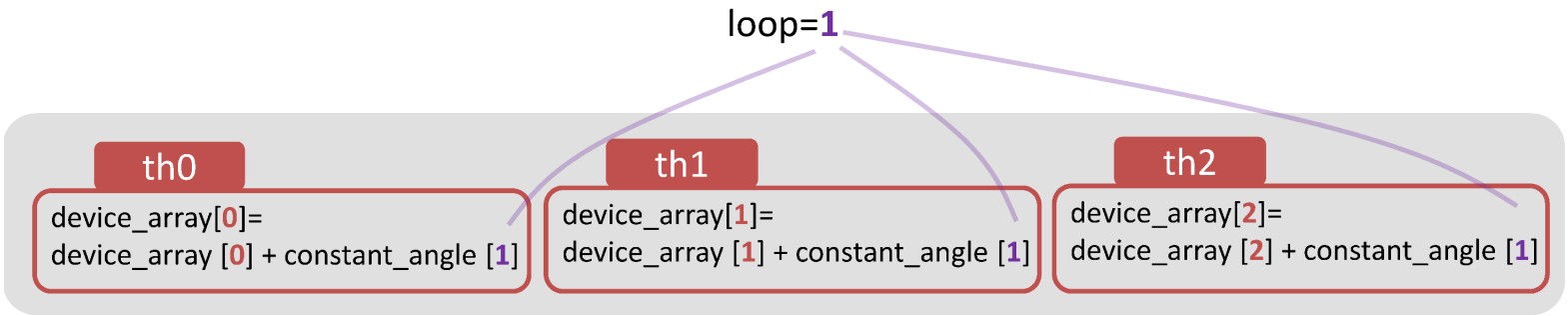
Conflitto costante?

NO constant conflict!

```
__global__ void test_kernel(float* device_array)   //kernel
{
    int index;
    index = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;
  for(int loop=0;loop<360;loop++)
            device_array[index]= device_array [index] + constant_angle [loop] ;
return;
}
```

Think per instruction!





Altro esempio: Convoluzione

- Consideriamo una convoluzione tra due funzioni
- ogni punto di una funzione f viene pesato con una funzione g
- $(f * g)(x) = \int f(x - t)g(t)dt$, la funzione g viene chiamata filtro (mask o kernel)

Dal punto di vista numerico:

f =	3	4	3	10	9	11	10	3	2	4	3	3
g =	-1	0	1									
f*g=	4	0	6	6	1	1	-8	-8	1	1	-1	-3

```
__global__ void convolution_1D_basic(float *N, float *M, float *P,
int Mask_Width, int Width) {
int i = blockIdx.x*blockDim.x + threadIdx.x;
float Pvalue = 0;
int N_start_point = i - (Mask_Width/2);   // posizione della mask
for (int j = 0; j < Mask_Width; j++) {
   if (N_start_point + j >=0 && N_start_point + j < Width) {
         Pvalue += N[N_start_point + j]*M[j];
   }
}
P[i] = Pvalue;
}
```

Consiglio per fare una convoluzione velocemente, meglio passare attraverso la FFT... sempre con CUDA!

Altro esempio: Convoluzione

- Consideriamo una convoluzione tra due funzioni
- ogni punto di una funzione f viene pesato con una funzione g
- $(f * g)(x) = \int f(x - t)g(t)dt$, la funzione g viene chiamata filtro (mask o kernel)

Dal punto di vista numerico:

f =	3	4	3	10	9	11	10	3	2	4	3	3
g =	-1	0	1									
f*g=	4	0	6	6	1	1	-8	-8	1	1	-1	-3

```
 __global__ void convolution_1D_basic(float *N, float *M, float *P,
int Mask_Width, int Width) {
int i = blockIdx.x*blockDim.x + threadIdx.x;
float Pvalue = 0;
int N_start_point = i - (Mask_Width/2);   //  posizione della mask
for (int j = 0; j < Mask_Width; j++) {
   if (N_start_point + j >=0 && N_start_point + j < Width) {
         Pvalue += N[N_start_point + j]*M[j];
   }
}
P[i] = Pvalue;
}
```

Consiglio per fare una convoluzione velocemente, meglio passare attraverso la FFT... sempre con CUDA!

Altro esempio: Convoluzione

- Consideriamo una convoluzione tra due funzioni
- ogni punto di una funzione f viene pesato con una funzione g
- $(f * g)(x) = \int f(x - t)g(t)dt$, la funzione g viene chiamata filtro (mask o kernel)

Dal punto di vista numerico:

f =	3	4	3	10	9	11	10	3	2	4	3	3
g =	-1	0	1									
f*g=	4	0	6	6	1	1	-8	-8	1	1	-1	-3

```
 __global__ void convolution_1D_basic(float *N, float *M, float *P,
int Mask_Width, int Width) {
int i = blockIdx.x*blockDim.x + threadIdx.x;
float Pvalue = 0;
int N_start_point = i - (Mask_Width/2);   //  posizione della mask
for (int j = 0; j < Mask_Width; j++) {
   if (N_start_point + j >=0 && N_start_point + j < Width) {
          Pvalue += N[N_start_point + j]*M[j];
   }
}
P[i] = Pvalue;
}
```

Consiglio per fare una convoluzione velocemente, meglio passare attraverso la FFT... sempre con CUDA!

Texture: perche' un altro tipo di memoria?

Problemi di accesso alle memorie veloci

- constant memory: se tutti i thread accedono alla stessa area di memoria questa e' ri-distribuita (broadcastata! w la Crusca!) a costo zero a tutti i thread, ma se ci sono accessi a aree differenti l'accesso e' serializzato (c'e' un'unica banca a cui possono accedere i thread del warp).
- shared memory: similmente attenzione ai **bank conflict**. La memoria shared e' suddivista in 32 "banche" differenti. Se piu' thread provano ad accedere ad (aree diverse di) una singola banca, l'accesso e' serializzato. Se accedono alla stessa banca e nella stessa area, il dato viene ri-distribuito (broadcastato) a costo zero. Notiamo che non esiste una coerenza spaziale tra i vari elementi della memoria shared (a meno che il programmatore non abbia costruito la memoria shared in modo apposito).

Domanda, se mi servisse:

- una memoria che non devo aggiornare (la constant andrebbe bene per questo...)
- ma, nella singola istruzione, thread differenti vogliono accedere ad aree di memoria differenti ma contigue dal punto di vista geometrico (questa caratteristica mi fa invece scartare la constant)
- (e non posso usare la shared che invece e' gia' usata per altri scopi)

Soluzione: Usiamo la memoria **Texture**

http://cuda-programming.blogspot.com/2013/04/texture-references-object-in-cuda.html

Texture: perche' un altro tipo di memoria?

Problemi di accesso alle memorie veloci

- constant memory: se tutti i thread accedono alla stessa area di memoria questa e' ri-distribuita (broadcastata! w la Crusca!) a costo zero a tutti i thread, ma se ci sono accessi a aree differenti l'accesso e' serializzato (c'e' un'unica banca a cui possono accedere i thread del warp).
- shared memory: similmente attenzione ai **bank conflict**. La memoria shared e' suddivista in 32 "banche" differenti. Se piu' thread provano ad accedere ad (aree diverse di) una singola banca, l'accesso e' serializzato. Se accedono alla stessa banca e nella stessa area, il dato viene ri-distribuito (broadcastato) a costo zero. Notiamo che non esiste una coerenza spaziale tra i vari elementi della memoria shared (a meno che il programmatore non abbia costruito la memoria shared in modo apposito).

Domanda, se mi servisse:

- una memoria che non devo aggiornare (la constant andrebbe bene per questo...)
- ma, nella singola istruzione, thread differenti vogliono accedere ad aree di memoria differenti ma contigue dal punto di vista geometrico (questa caratteristica mi fa invece scartare la constant)
- (e non posso usare la shared che invece e' gia' usata per altri scopi)

Soluzione: Usiamo la memoria **Texture**

http://cuda-programming.blogspot.com/2013/04/texture-references-object-in-cuda.html

Texture: perche' un altro tipo di memoria?

Problemi di accesso alle memorie veloci

- constant memory: se tutti i thread accedono alla stessa area di memoria questa e' ri-distribuita (broadcastata! w la Crusca!) a costo zero a tutti i thread, ma se ci sono accessi a aree differenti l'accesso e' serializzato (c'e' un'unica banca a cui possono accedere i thread del warp).
- shared memory: similmente attenzione ai **bank conflict**. La memoria shared e' suddivista in 32 "banche" differenti. Se piu' thread provano ad accedere ad (aree diverse di) una singola banca, l'accesso e' serializzato. Se accedono alla stessa banca e nella stessa area, il dato viene ri-distribuito (broadcastato) a costo zero. Notiamo che non esiste una coerenza spaziale tra i vari elementi della memoria shared (a meno che il programmatore non abbia costruito la memoria shared in modo apposito).

Domanda, se mi servisse:

- una memoria che non devo aggiornare (la constant andrebbe bene per questo...)
- ma, nella singola istruzione, thread differenti vogliono accedere ad aree di memoria differenti ma contigue dal punto di vista geometrico (questa caratteristica mi fa invece scartare la constant)
- (e non posso usare la shared che invece e' gia' usata per altri scopi)

Soluzione: Usiamo la memoria **Texture**

http://cuda-programming.blogspot.com/2013/04/texture-references-object-in-cuda.html

Texture: perche' un altro tipo di memoria?

Problemi di accesso alle memorie veloci

- constant memory: se tutti i thread accedono alla stessa area di memoria questa e' ri-distribuita (broadcastata! w la Crusca!) a costo zero a tutti i thread, ma se ci sono accessi a aree differenti l'accesso e' serializzato (c'e' un'unica banca a cui possono accedere i thread del warp).
- shared memory: similmente attenzione ai **bank conflict**. La memoria shared e' suddivista in 32 "banche" differenti. Se piu' thread provano ad accedere ad (aree diverse di) una singola banca, l'accesso e' serializzato. Se accedono alla stessa banca e nella stessa area, il dato viene ri-distribuito (broadcastato) a costo zero. Notiamo che non esiste una coerenza spaziale tra i vari elementi della memoria shared (a meno che il programmatore non abbia costruito la memoria shared in modo apposito).

Domanda, se mi servisse:

- una memoria che non devo aggiornare (la constant andrebbe bene per questo...)
- ma, nella singola istruzione, thread differenti vogliono accedere ad aree di memoria differenti ma contigue dal punto di vista geometrico (questa caratteristica mi fa invece scartare la constant)
- (e non posso usare la shared che invece e' gia' usata per altri scopi)

Soluzione: Usiamo la memoria **Texture**

http://cuda-programming.blogspot.com/2013/04/texture-references-object-in-cuda.html

Texture: perche' un altro tipo di memoria?

Problemi di accesso alle memorie veloci

- constant memory: se tutti i thread accedono alla stessa area di memoria questa e' ri-distribuita (broadcastata! w la Crusca!) a costo zero a tutti i thread, ma se ci sono accessi a aree differenti l'accesso e' serializzato (c'e' un'unica banca a cui possono accedere i thread del warp).
- shared memory: similmente attenzione ai **bank conflict**. La memoria shared e' suddivista in 32 "banche" differenti. Se piu' thread provano ad accedere ad (aree diverse di) una singola banca, l'accesso e' serializzato. Se accedono alla stessa banca e nella stessa area, il dato viene ri-distribuito (broadcastato) a costo zero. Notiamo che non esiste una coerenza spaziale tra i vari elementi della memoria shared (a meno che il programmatore non abbia costruito la memoria shared in modo apposito).

Domanda, se mi servisse:

- una memoria che non devo aggiornare (la constant andrebbe bene per questo...)
- ma, nella singola istruzione, thread differenti vogliono accedere ad aree di memoria differenti ma contigue dal punto di vista geometrico (questa caratteristrica mi fa invece scartare la constant)
- (e non posso usare la shared che invece e' gia' usata per altri scopi)

Soluzione: Usiamo la memoria **Texture**

http://cuda-programming.blogspot.com/2013/04/texture-references-object-in-cuda.html

Texture: perche' un altro tipo di memoria?

Problemi di accesso alle memorie veloci

- constant memory: se tutti i thread accedono alla stessa area di memoria questa e' ri-distribuita (broadcastata! w la Crusca!) a costo zero a tutti i thread, ma se ci sono accessi a aree differenti l'accesso e' serializzato (c'e' un'unica banca a cui possono accedere i thread del warp).
- shared memory: similmente attenzione ai **bank conflict**. La memoria shared e' suddivista in 32 "banche" differenti. Se piu' thread provano ad accedere ad (aree diverse di) una singola banca, l'accesso e' serializzato. Se accedono alla stessa banca e nella stessa area, il dato viene ri-distribuito (broadcastato) a costo zero. Notiamo che non esiste una coerenza spaziale tra i vari elementi della memoria shared (a meno che il programmatore non abbia costruito la memoria shared in modo apposito).

Domanda, se mi servisse:

- una memoria che non devo aggiornare (la constant andrebbe bene per questo...)
- ma, nella singola istruzione, thread differenti vogliono accedere ad aree di memoria differenti ma contigue dal punto di vista geometrico (questa caratteristrica mi fa invece scartare la constant)
- (e non posso usare la shared che invece e' gia' usata per altri scopi)

Soluzione: Usiamo la memoria **Texture**

`http://cuda-programming.blogspot.com/2013/04/texture-references-object-in-cuda.html`

La memoria texture

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

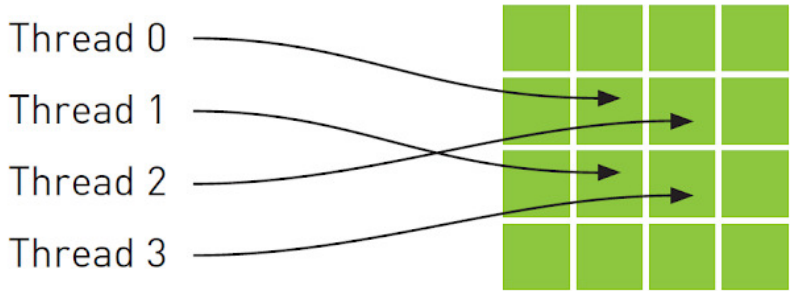


Figure: from: CUDA by example. Le aree di memoria **NON** sono consecutive (dal punto di vista della aritmetica dei puntatori)

Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texel* (texture element) e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

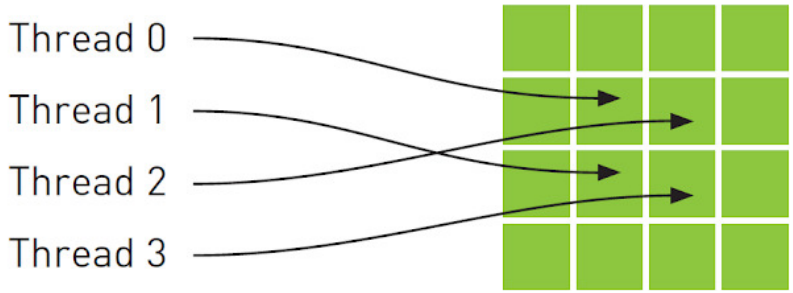


Figure: from: CUDA by example. Le aree di memoria **NON** sono consecutive (dal punto di vista della aritmetica dei puntatori)

Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texel* (texture element) e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

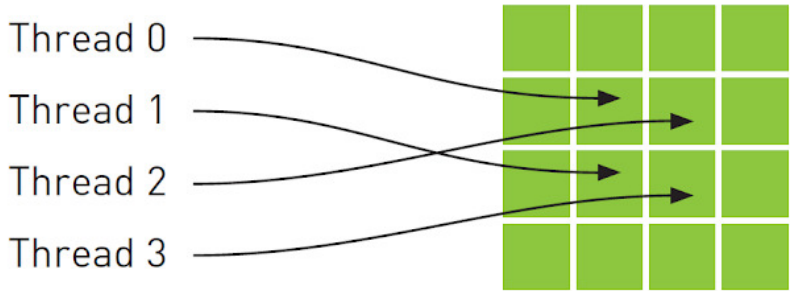


Figure: from: CUDA by example. Le aree di memoria **NON** sono consecutive (dal punto di vista della aritmetica dei puntatori)

Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texel* (texture element) e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

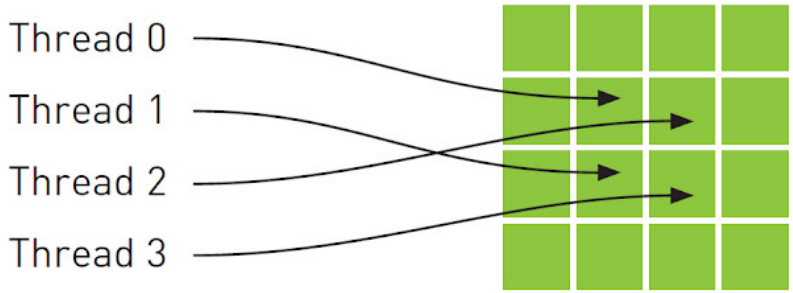


Figure: from: CUDA by example. Le aree di memoria **NON** sono consecutive (dal punto di vista della aritmetica dei puntatori)

Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texel* (texture element) e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

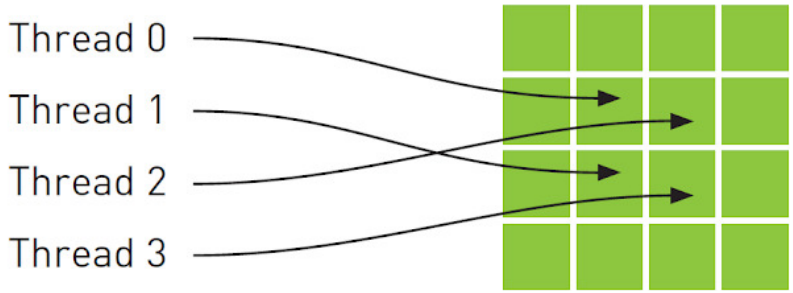


Figure: from: CUDA by example. Le aree di memoria **NON** sono consecutive (dal punto di vista della aritmetica dei puntatori)

Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texel* (texture element) e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

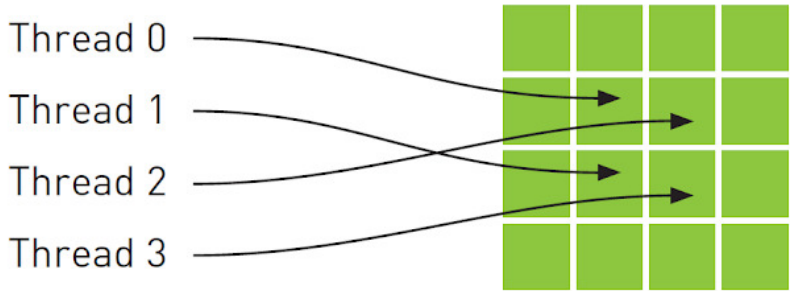


Figure: from: CUDA by example. Le aree di memoria **NON** sono consecutive (dal punto di vista della aritmetica dei puntatori)

Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texel* (texture element) e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

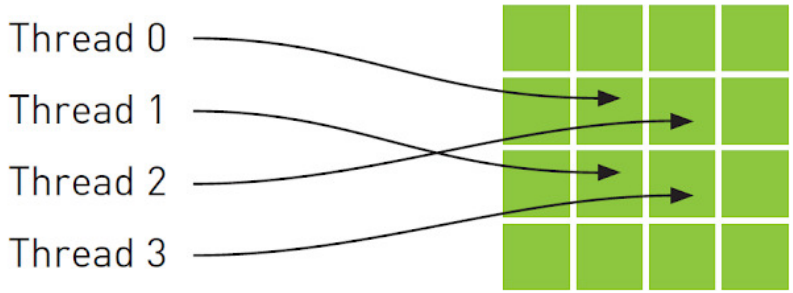


Figure: from: CUDA by example. Le aree di memoria **NON** sono consecutive (dal punto di vista della aritmetica dei puntatori)

Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texel* (texture element) e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

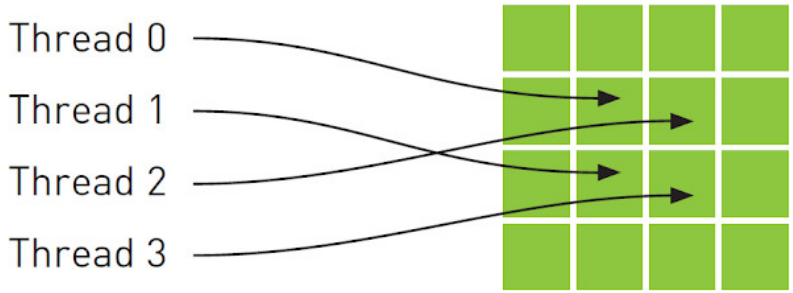


Figure: from: CUDA by example. Le aree di memoria **NON** sono consecutive (dal punto di vista della aritmetica dei puntatori)

Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texel* (texture element) e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

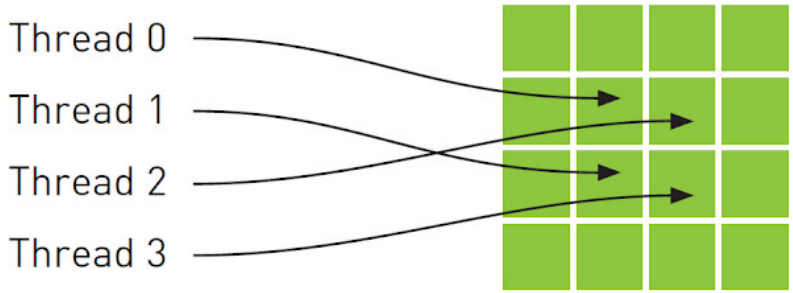


Figure: from: CUDA by example. Le aree di memoria **NON** sono consecutive (dal punto di vista della aritmetica dei puntatori)

Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texel* (texture element) e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

Texture: uso

1. La memoria va **dichiarata** nell'**host**, per esempio:

```
texture<float> MY_TEXTURE ;  // contiene float
```

   Attenzione la dichiarazione, **non allocca** la memoria, **non** associa la memoria al nome!

2. **Non** si possono costruire direttamente dei puntatori alla **texture**. Prima si deve avere preparato un oggetto nella memoria del device. Per esempio: `cudaMalloc((void**)& in_global, sizeof(float));`

3. A questo punto si fa il **binding** alla memoria Texture della gpu

```
cudaBindTexture (size *t offset, // puntatore per allinare texture
                 MY_TEXTURE, // riferimento alla texture
      const void * in_global,  // area di memoria sul device da legare alla texture
           size_t size) ;      // dimensione dell'area di memoria puntata da MY_TEXTURE
```

   Lega una quantita' di dati di dimensione `size` dell'area di memoria puntata da `in_global` alla memoria texture dichirata con il nome `MY_TEXTURE`

4. Bisogna **leggere** la memoria texture (non si accede semplicemente...), con degli "strumenti appositi", per esempio:

```
x=tex1Dfetch(MY_TEXTURE, i) // associa a x il valore i-esimo dell'area in MY_TEXTURE
```

5. Dopo l'utilizzo e' bene **liberare** la memoria: `cudaUnbindTexture(MY_TEXTURE)`

Texture: uso

1. La memoria va **dichiarata** nell'**host**, per esempio:

```
texture<float> MY_TEXTURE ;  // contiene float
```

   Attenzione la dichiarazione, **non allocca** la memoria, **non** associa la memoria al nome!

2. **Non** si possono costruire direttamente dei puntatori alla **texture**. Prima si deve avere preparato un oggetto nella memoria del device. Per esempio: `cudaMalloc((void**)& in_global, sizeof(float));`

3. A questo punto si fa il **binding** alla memoria Texture della gpu

```
cudaBindTexture (size *t offset, // puntatore per allinare texture
                 MY_TEXTURE, // riferimento alla texture
     const void * in_global,  // area di memoria sul device da legare alla texture
           size_t size) ;     // dimensione dell'area di memoria puntata da MY_TEXTURE
```

   Lega una quantita' di dati di dimensione `size` dell'area di memoria puntata da `in_global` alla memoria texture dichirata con il nome `MY_TEXTURE`

4. Bisogna **leggere** la memoria texture (non si accede semplicemente...), con degli "strumenti appositi", per esempio:

```
x=tex1Dfetch(MY_TEXTURE, i) // associa a x il valore i-esimo dell'area in MY_TEXTURE
```

5. Dopo l'utilizzo e' bene **liberare** la memoria: `cudaUnbindTexture(MY_TEXTURE)`

Texture: uso

1. La memoria va **dichiarata** nell'**host**, per esempio:

```
texture<float> MY_TEXTURE ;  // contiene float
```

   Attenzione la dichiarazione, **non allocca** la memoria, **non** associa la memoria al nome!

2. **Non** si possono costruire direttamente dei puntatori alla **texture**. Prima si deve avere preparato un oggetto nella memoria del device. Per esempio: `cudaMalloc((void**)& in_global, sizeof(float));`

3. A questo punto si fa il **binding** alla memoria Texture della gpu

```
cudaBindTexture (size *t offset, // puntatore per allinare texture
                 MY_TEXTURE, // riferimento alla texture
      const void * in_global,  // area di memoria sul device da legare alla texture
            size_t size) ;     // dimensione dell'area di memoria puntata da MY_TEXTURE
```

   Lega una quantita' di dati di dimensione `size` dell'area di memoria puntata da `in_global` alla memoria texture dichirata con il nome `MY_TEXTURE`

4. Bisogna **leggere** la memoria texture (non si accede semplicemente...), con degli "strumenti appositi", per esempio:

```
x=tex1Dfetch(MY_TEXTURE, i) // associa a x il valore i-esimo dell'area in MY_TEXTURE
```

5. Dopo l'utilizzo e' bene **liberare** la memoria: `cudaUnbindTexture(MY_TEXTURE)`

Texture: uso

1. La memoria va **dichiarata** nell'**host**, per esempio:

```
texture<float> MY_TEXTURE ;  // contiene float
```

   Attenzione la dichiarazione, **non allocca** la memoria, **non** associa la memoria al nome!

2. **Non** si possono costruire direttamente dei puntatori alla **texture**. Prima si deve avere preparato un oggetto nella memoria del device. Per esempio: `cudaMalloc((void**)& in_global, sizeof(float));`

3. A questo punto si fa il **binding** alla memoria Texture della gpu

```
cudaBindTexture (size *t offset, // puntatore per allinare texture
                 MY_TEXTURE, // riferimento alla texture
      const void * in_global,  // area di memoria sul device da legare alla texture
            size_t size) ;     // dimensione dell'area di memoria puntata da MY_TEXTURE
```

   Lega una quantita' di dati di dimensione `size` dell'area di memoria puntata da `in_global` alla memoria texture dichirata con il nome `MY_TEXTURE`

4. Bisogna **leggere** la memoria texture (non si accede semplicemente...), con degli "strumenti appositi", per esempio:

```
x=tex1Dfetch(MY_TEXTURE, i) // associa a x il valore i-esimo dell'area in MY_TEXTURE
```

5. Dopo l'utilizzo e' bene **liberare** la memoria: `cudaUnbindTexture(MY_TEXTURE)`

Texture: uso

1. La memoria va **dichiarata** nell'**host**, per esempio:

```
texture<float> MY_TEXTURE ;  // contiene float
```

   Attenzione la dichiarazione, **non allocca** la memoria, **non** associa la memoria al nome!

2. **Non** si possono costruire direttamente dei puntatori alla **texture**. Prima si deve avere preparato un oggetto nella memoria del device. Per esempio: `cudaMalloc((void**)& in_global, sizeof(float));`

3. A questo punto si fa il **binding** alla memoria Texture della gpu

```
cudaBindTexture (size *t offset, // puntatore per allinare texture
                 MY_TEXTURE, // riferimento alla texture
      const void * in_global,  // area di memoria sul device da legare alla texture
            size_t size) ;     // dimensione dell'area di memoria puntata da MY_TEXTURE
```

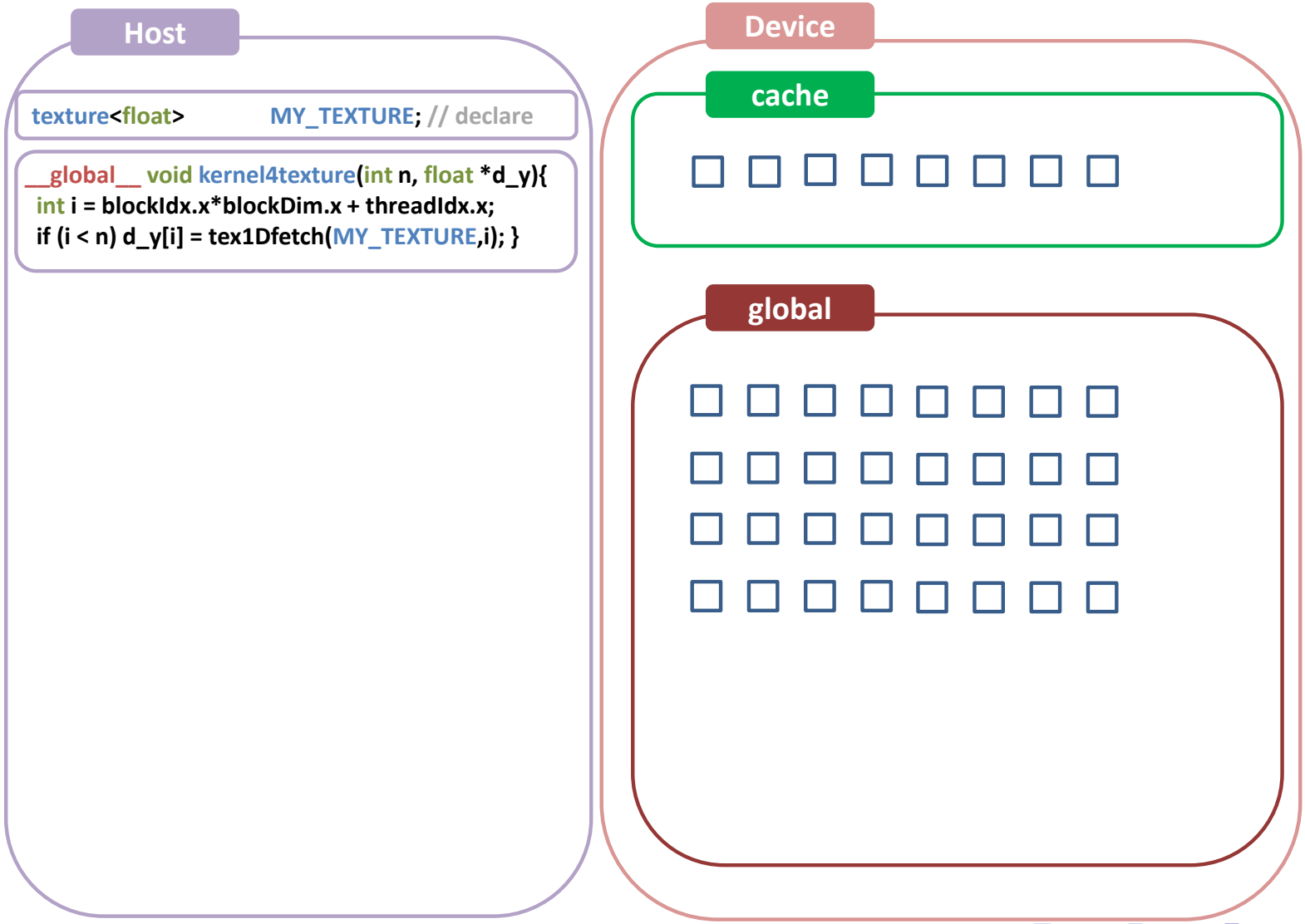
   Lega una quantita' di dati di dimensione `size` dell'area di memoria puntata da `in_global` alla memoria texture dichirata con il nome `MY_TEXTURE`

4. Bisogna **leggere** la memoria texture (non si accede semplicemente...), con degli "strumenti appositi", per esempio:

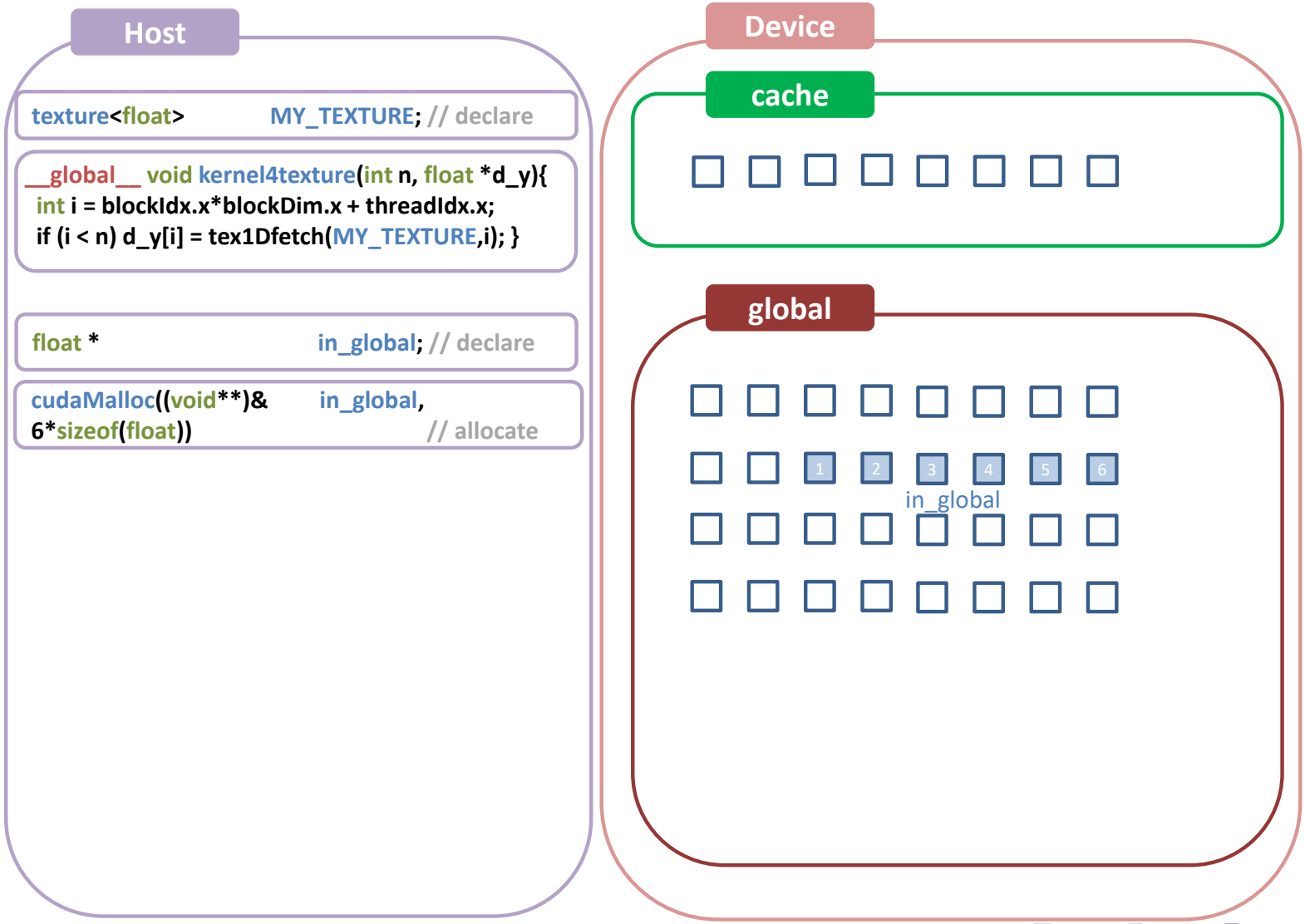
```
x=tex1Dfetch(MY_TEXTURE, i) // associa a x il valore i-esimo dell'area in MY_TEXTURE
```

5. Dopo l'utilizzo e' bene **liberare** la memoria: `cudaUnbindTexture(MY_TEXTURE)`

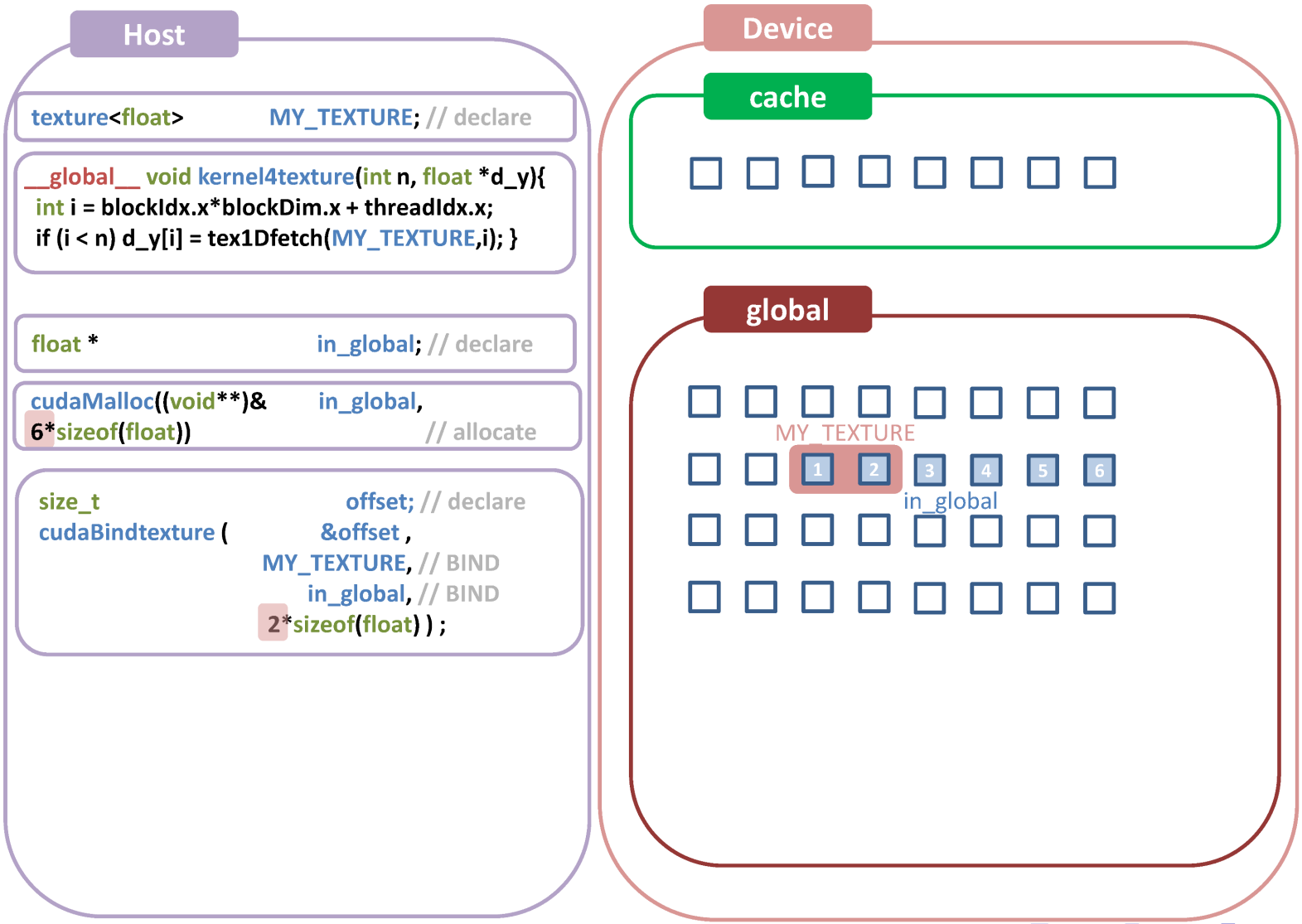
Texture: visualizzata



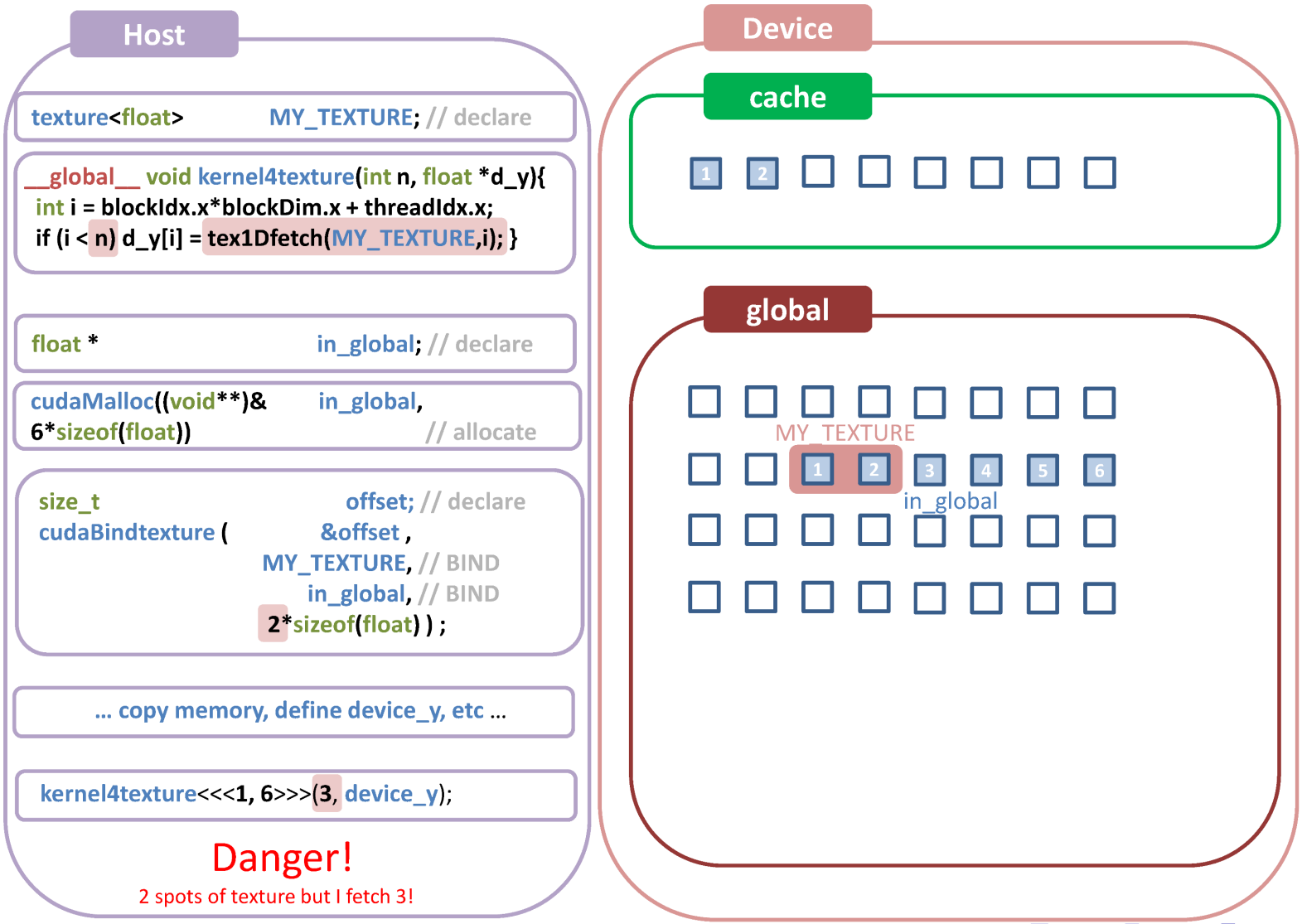
Texture: visualizzata



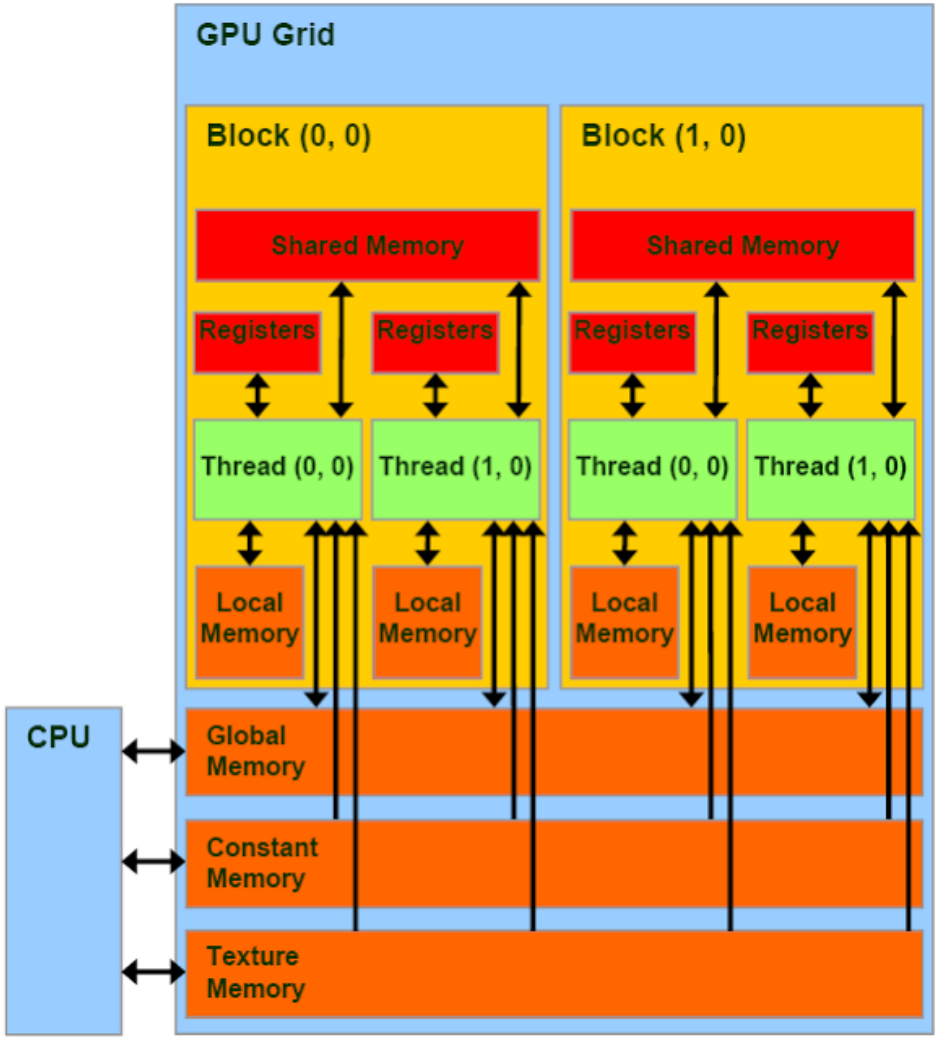
Texture: visualizzata



Texture: visualizzata



Struttura delle memorie: review



- i **registri** (Kepler) sono 255 per thread (64kb). Velocita' di accesso $\approx$ 1 ciclo.
- la **shared** memory ($\approx$ 64 kb per **SM**) e' condivisa da tutti i thread nel blocco: e' veloce. I thread di un blocco non accedono alla shared di un altro blocco. Velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli.
- la **constant** memory ($\approx$ 64 kb), velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli (sulla cache).
- la **local** memory ($\approx$ 512 kb) e' assegnata ad ogni singolo thread, e' solo un sottoinsieme della global: e' lenta come la global $\approx$ 500 cicli.
- la **global** memory (DRAM $\approx$ 4Gb) e' lenta ($\approx$ 500 cicli). Bandwidth circa 200 Gb/s. Vista da tutti i thread.
- la **texture** memory ($\approx$ 12/48 kb), cache e coerenza spaziale.

I valori qui riportati sono solo indicativi, e servono solo per avere un'idea di quanto sono gli ordini di grandezza delle varie memorie associate (ovviamente dipendono dalle **compute capabilites** di ogni scheda).

Figure: da `http://cuda-programming.blogspot.it/2013/01/what-is-constant-memory-in-cuda.html`.

Prodotto matrice x matrice usando la Global Memory

Supponiamo che A e B siano matrici float $N \times N$.

$$C_{ij} = \sum_k A_{ik} B_{kj}$$

Un esempio di algoritmo per il prodotto:

- ogni thread calcola un elemento della matrice prodotto C. Dato che deve fare N prodotti e $N - 1$ somme: O(N).
- Devono essere calcolati N^2 elememti, il totale richiede $O(N^3)$ operazioni di caricamento da memoria alla ALU
- ogni thread puo ottenere solo un elemento in parallelo e memorizzarlo nella `shared memory`
- quando tutti i thread hanno caricato di dati di cui hanno bisogno, possono anche accedere a tutti gli elementi che sono stati caricati dagli altri thread che appartengno allo stesso blocco, per esempio condividendo una colonna o una riga.
- PROBLEMA la memoria shared e' piccola (poche decine di kb$\approx$ 48), quindi questo algoritmo puo' funzionare solo per matrici piccole: sarebbe utile pensare in termini di *blocking*...

Prodotto matrice x matrice usando la Global Memory

Supponiamo che A e B siano matrici float $N \times N$.

$$C_{ij} = \sum_k A_{ik} B_{kj}$$

Un esempio di algoritmo per il prodotto:

- ogni thread calcola un elemento della matrice prodotto C. Dato che deve fare N prodotti e $N - 1$ somme: O(N).
- Devono essere calcolati N^2 elememti, il totale richiede $O(N^3)$ operazioni di caricamento da memoria alla ALU
- ogni thread puo ottenere solo un elemento in parallelo e memorizzarlo nella `shared memory`
- quando tutti i thread hanno caricato di dati di cui hanno bisogno, possono anche accedere a tutti gli elementi che sono stati caricati dagli altri thread che appartengno allo stesso blocco, per esempio condividendo una colonna o una riga.
- PROBLEMA la memoria shared e' piccola (poche decine di kb$\approx$ 48), quindi questo algoritmo puo' funzionare solo per matrici piccole: sarebbe utile pensare in termini di *blocking*...

Prodotto matrice x matrice usando la Global Memory

Supponiamo che A e B siano matrici float $N \times N$.

$$C_{ij} = \sum_k A_{ik} B_{kj}$$

Un esempio di algoritmo per il prodotto:

- ogni thread calcola un elemento della matrice prodotto C. Dato che deve fare N prodotti e $N - 1$ somme: O(N).
- Devono essere calcolati N^2 elememti, il totale richiede $O(N^3)$ operazioni di caricamento da memoria alla ALU
- ogni thread puo ottenere solo un elemento in parallelo e memorizzarlo nella `shared memory`
- quando tutti i thread hanno caricato di dati di cui hanno bisogno, possono anche accedere a tutti gli elementi che sono stati caricati dagli altri thread che appartengno allo stesso blocco, per esempio condividendo una colonna o una riga.
- PROBLEMA la memoria shared e' piccola (poche decine di kb$\approx$ 48), quindi questo algoritmo puo' funzionare solo per matrici piccole: sarebbe utile pensare in termini di *blocking*...

Prodotto matrice x matrice usando la Global Memory

Supponiamo che A e B siano matrici float $N \times N$.

$$C_{ij} = \sum_k A_{ik} B_{kj}$$

Un esempio di algoritmo per il prodotto:

- ogni thread calcola un elemento della matrice prodotto C. Dato che deve fare N prodotti e $N - 1$ somme: O(N).
- Devono essere calcolati N^2 elememti, il totale richiede $O(N^3)$ operazioni di caricamento da memoria alla ALU
- ogni thread puo ottenere solo un elemento in parallelo e memorizzarlo nella `shared memory`
- quando tutti i thread hanno caricato di dati di cui hanno bisogno, possono anche accedere a tutti gli elementi che sono stati caricati dagli altri thread che appartengno allo stesso blocco, per esempio condividendo una colonna o una riga.
- PROBLEMA la memoria shared e' piccola (poche decine di kb$\approx$ 48), quindi questo algoritmo puo' funzionare solo per matrici piccole: sarebbe utile pensare in termini di *blocking*...

Prodotto matrice x matrice usando la Global Memory

Supponiamo che A e B siano matrici float $N \times N$.

$$C_{ij} = \sum_k A_{ik} B_{kj}$$

Un esempio di algoritmo per il prodotto:

- ogni thread calcola un elemento della matrice prodotto C. Dato che deve fare N prodotti e $N - 1$ somme: O(N).
- Devono essere calcolati N^2 elememti, il totale richiede $O(N^3)$ operazioni di caricamento da memoria alla ALU
- ogni thread puo ottenere solo un elemento in parallelo e memorizzarlo nella `shared memory`
- quando tutti i thread hanno caricato di dati di cui hanno bisogno, possono anche accedere a tutti gli elementi che sono stati caricati dagli altri thread che appartengno allo stesso blocco, per esempio condividendo una colonna o una riga.
- PROBLEMA la memoria shared e' piccola (poche decine di kb$\approx$ 48), quindi questo algoritmo puo' funzionare solo per matrici piccole: sarebbe utile pensare in termini di *blocking*...

Prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \left(\sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s} \right)$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli e.d.m. delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

Prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \left(\sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s} \right)$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli e.d.m. delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

Prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \left(\sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s} \right)$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli e.d.m. delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

Prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \left(\sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s} \right)$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli e.d.m. delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

Prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \left(\sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s} \right)$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli e.d.m. delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

Prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \left(\sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s} \right)$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli e.d.m. delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

Prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \left(\sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s} \right)$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli e.d.m. delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici *i* e *j* (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di *A* con la sua stessa *i* e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna *j* (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di *A* e *B* viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice *A*!
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

Prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \left(\sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s} \right)$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli e.d.m. delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici *i* e *j* (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di *A* con la sua stessa *i* e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna *j* (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di *A* e *B* viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice *A*!
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

Prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \left(\sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s} \right)$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli e.d.m. delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

Prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \left(\sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s} \right)$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli e.d.m. delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

Lo stream 0

Consideriamo la sincronizzazione a livello di sistema:

- **molte** chiamate a CUDA API e i **tutti** i kernel sono asincroni rispetto all'HOST, ergo restituiscono immediatamente il controllo all'host che puo' lavorare contemporaneamente al device.
- D'altra parte se abbiamo un codice con 2 kernel lanciati uno subito dopo l'altro:
  - `kernel1<<<X1,Y1>>>(...);` il kernel1 comincia l'esecuzione, la CPU continua al nuovo statement
  - `kernel2<<<X2,Y2>>>(...);` il kernel2 e' messo nella coda e cominciera' a funzionare DOPO che il kernel1 avra' finito. La CPU continua al prossimo statement
- Se non viene specificato altrimenti, **tutti** i comandi di CUDA finiscono nel cosiddetto stream 0, e vengno messi uno dietro l'altro rispetto al device, come visto sopra.
- In generale uno **stream**, e' un insieme di comandi CUDA che viene eseguito nell'ordine di chiamata. Lo stream in pratica definisce una sincronizzazione implicita tra comandi che girano sul device.

Lo stream 0

Consideriamo la sincronizzazione a livello di sistema:

- **molte** chiamate a CUDA API e i **tutti** i kernel sono asincroni rispetto all'HOST, ergo restituiscono immediatamente il controllo all'host che puo' lavorare contemporaneamente al device.
- D'altra parte se abbiamo un codice con 2 kernel lanciati uno subito dopo l'altro:
  - `kernel1<<<X1,Y1>>>(...);` il kernel1 comincia l'esecuzione, la CPU continua al nuovo statement
  - `kernel2<<<X2,Y2>>>(...);` il kernel2 e' messo nella coda e cominciera' a funzionare DOPO che il kernel1 avra' finito. La CPU continua al prossimo statement
- Se non viene specificato altrimenti, **tutti** i comandi di CUDA finiscono nel cosiddetto stream 0, e vengno messi uno dietro l'altro rispetto al device, come visto sopra.
- In generale uno **stream**, e' un insieme di comandi CUDA che viene eseguito nell'ordine di chiamata. Lo stream in pratica definisce una sincronizzazione implicita tra comandi che girano sul device.

Lo stream 0

Consideriamo la sincronizzazione a livello di sistema:

- **molte** chiamate a CUDA API e i **tutti** i kernel sono asincroni rispetto all'HOST, ergo restituiscono immediatamente il controllo all'host che puo' lavorare contemporaneamente al device.
- D'altra parte se abbiamo un codice con 2 kernel lanciati uno subito dopo l'altro:
  - `kernel1<<<X1,Y1>>>(...);` il kernel1 comincia l'esecuzione, la CPU continua al nuovo statement
  - `kernel2<<<X2,Y2>>>(...);` il kernel2 e' messo nella coda e cominciera' a funzionare DOPO che il kernel1 avra' finito. La CPU continua al prossimo statement
- Se non viene specificato altrimenti, **tutti** i comandi di CUDA finiscono nel cosiddetto stream 0, e vengno messi uno dietro l'altro rispetto al device, come visto sopra.
- In generale uno **stream**, e' un insieme di comandi CUDA che viene eseguito nell'ordine di chiamata. Lo stream in pratica definisce una sincronizzazione implicita tra comandi che girano sul device.

Lo stream 0

Consideriamo la sincronizzazione a livello di sistema:

- **molte** chiamate a CUDA API e i **tutti** i kernel sono asincroni rispetto all'HOST, ergo restituiscono immediatamente il controllo all'host che puo' lavorare contemporaneamente al device.
- D'altra parte se abbiamo un codice con 2 kernel lanciati uno subito dopo l'altro:
  - `kernel1<<<X1,Y1>>>(...);` il kernel1 comincia l'esecuzione, la CPU continua al nuovo statement
  - `kernel2<<<X2,Y2>>>(...);` il kernel2 e' messo nella coda e cominciera' a funzionare DOPO che il kernel1 avra' finito. La CPU continua al prossimo statement
- Se non viene specificato altrimenti, **tutti** i comandi di CUDA finiscono nel cosiddetto stream 0, e vengno messi uno dietro l'altro rispetto al device, come visto sopra.
- In generale uno **stream**, e' un insieme di comandi CUDA che viene eseguito nell'ordine di chiamata. Lo stream in pratica definisce una sincronizzazione implicita tra comandi che girano sul device.

Molti stream

Nelle versioni piu' recenti delle compute capabilities (> 2.0) e' possibile lanciare piu' kernel concorrenti. Questo viene ottenuto costruendo piu' di uno *stream*

- Il vantaggio e' che comandi di stream differenti possono lavorare in modo concorrente sulla GPU. Ergo **puo' esserci** sovrapposizione tra due comandi che appartengono a due diversi cuda stream.
- Chiaramente i limiti di utilizzo delle GPU continuano ad esistere, per questo motivo se una persona ha scritto un codice in cui il kernel utilizza il 100% delle risorse della GPU, utilizzare piu' kernel contemporaneamente sara' de facto inutile, in quanto questi kernel verranno serializzati.
- In pratica quindi ogni stream e' un insieme di comandi ordinati (uno di seguito all'altro). Comandi di uno stesso stream seguono una logica FIFO, mentre sono possono agire in modo concorrente (con le dovute precauzioni) rispetto a comandi di stream differenti.

Quali vantaggi ci sono nell'utilizzare degli stream?

- Utilizzo migliore delle risorse
- Concorrenza di esecuzione dei kernel

Molti stream

Nelle versioni piu' recenti delle compute capabilities (> 2.0) e' possibile lanciare piu' kernel concorrenti. Questo viene ottenuto costruendo piu' di uno *stream*

- Il vantaggio e' che comandi di stream differenti possono lavorare in modo concorrente sulla GPU. Ergo **puo' esserci** sovrapposizione tra due comandi che appartengono a due diversi cuda stream.
- Chiaramente i limiti di utilizzo delle GPU continuano ad esistere, per questo motivo se una persona ha scritto un codice in cui il kernel utilizza il 100% delle risorse della GPU, utilizzare piu' kernel contemporaneamente sara' de facto inutile, in quanto questi kernel verranno serializzati.
- In pratica quindi ogni stream e' un insieme di comandi ordinati (uno di seguito all'altro). Comandi di uno stesso stream seguono una logica FIFO, mentre sono possono agire in modo concorrente (con le dovute precauzioni) rispetto a comandi di stream differenti.

Quali vantaggi ci sono nell'utilizzare degli stream?

- Utilizzo migliore delle risorse
- Concorrenza di esecuzione dei kernel

Molti stream

Nelle versioni piu' recenti delle compute capabilities (> 2.0) e' possibile lanciare piu' kernel concorrenti. Questo viene ottenuto costruendo piu' di uno *stream*

- Il vantaggio e' che comandi di stream differenti possono lavorare in modo concorrente sulla GPU. Ergo **puo' esserci** sovrapposizione tra due comandi che appartengono a due diversi cuda stream.
- Chiaramente i limiti di utilizzo delle GPU continuano ad esistere, per questo motivo se una persona ha scritto un codice in cui il kernel utilizza il 100% delle risorse della GPU, utilizzare piu' kernel contemporaneamente sara' de facto inutile, in quanto questi kernel verranno serializzati.
- In pratica quindi ogni stream e' un insieme di comandi ordinati (uno di seguito all'altro). Comandi di uno stesso stream seguono una logica FIFO, mentre sono possono agire in modo concorrente (con le dovute precauzioni) rispetto a comandi di stream differenti.

Quali vantaggi ci sono nell'utilizzare degli stream?

- Utilizzo migliore delle risorse
- Concorrenza di esecuzione dei kernel

Molti stream

Nelle versioni piu' recenti delle compute capabilities (> 2.0) e' possibile lanciare piu' kernel concorrenti. Questo viene ottenuto costruendo piu' di uno *stream*

- Il vantaggio e' che comandi di stream differenti possono lavorare in modo concorrente sulla GPU. Ergo **puo' esserci** sovrapposizione tra due comandi che appartengono a due diversi cuda stream.
- Chiaramente i limiti di utilizzo delle GPU continuano ad esistere, per questo motivo se una persona ha scritto un codice in cui il kernel utilizza il 100% delle risorse della GPU, utilizzare piu' kernel contemporaneamente sara' de facto inutile, in quanto questi kernel verranno serializzati.
- In pratica quindi ogni stream e' un insieme di comandi ordinati (uno di seguito all'altro). Comandi di uno stesso stream seguono una logica FIFO, mentre sono possono agire in modo concorrente (con le dovute precauzioni) rispetto a comandi di stream differenti.

Quali vantaggi ci sono nell'utilizzare degli stream?

- Utilizzo migliore delle risorse
- Concorrenza di esecuzione dei kernel

Molti stream

Nelle versioni piu' recenti delle compute capabilities (> 2.0) e' possibile lanciare piu' kernel concorrenti. Questo viene ottenuto costruendo piu' di uno *stream*

- Il vantaggio e' che comandi di stream differenti possono lavorare in modo concorrente sulla GPU. Ergo **puo' esserci** sovrapposizione tra due comandi che appartengono a due diversi cuda stream.
- Chiaramente i limiti di utilizzo delle GPU continuano ad esistere, per questo motivo se una persona ha scritto un codice in cui il kernel utilizza il 100% delle risorse della GPU, utilizzare piu' kernel contemporaneamente sara' de facto inutile, in quanto questi kernel verranno serializzati.
- In pratica quindi ogni stream e' un insieme di comandi ordinati (uno di seguito all'altro). Comandi di uno stesso stream seguono una logica FIFO, mentre sono possono agire in modo concorrente (con le dovute precauzioni) rispetto a comandi di stream differenti.

Quali vantaggi ci sono nell'utilizzare degli stream?

- Utilizzo migliore delle risorse
- Concorrenza di esecuzione dei kernel

Comandi per gli stream

Uno stream e' un oggetto di CUDA, per questo va dichiarato, alloccato, etc..

- `cudaStream_t mioStream;` dichiara una *handle* ad uno stream (il suo nome...)
- `cudaStreamCreate (mioStream);` e' una funzione che definisce lo stream
- `cudaStreamDestroy (mioStream);` e' una funzione fa due cose:
  1. Sincronizza l'host finche' lo stream non ha finito (ergo l'host non continua fino a che lo stream ha terminato l'esecuzione)
  2. deallocca lo stream

Lo stream e' il quarto parametro che si inserisce nelle triple angle brackets

```
mioKernel <<< miaGrid, mioBlocco, memoria_shared, mioStream >>(arg1, arg2);
```

L'oggetto "stream" puo' essere passato ad alcune CUDA API. Per esempio, esiste un altro modo di copiare la memoria oltre al `cudaMemcpy`:

```
cudaMemcpyAsync(dst, src, size, direzione,mioStream);  // vedremo poi che e' utile
```

Comandi per gli stream

Uno stream e' un oggetto di CUDA, per questo va dichiarato, alloccato, etc..

- `cudaStream_t mioStream;` dichiara una *handle* ad uno stream (il suo nome...)
- `cudaStreamCreate (mioStream);` e' una funzione che definisce lo stream
- `cudaStreamDestroy (mioStream);` e' una funzione fa due cose:
  1. Sincronizza l'host finche' lo stream non ha finito (ergo l'host non continua fino a che lo stream ha terminato l'esecuzione)
  2. deallocca lo stream

Lo stream e' il quarto parametro che si inserisce nelle triple angle brackets

```
mioKernel <<< miaGrid, mioBlocco, memoria_shared, mioStream >>(arg1, arg2);
```

L'oggetto "stream" puo' essere passato ad alcune CUDA API. Per esempio, esiste un altro modo di copiare la memoria oltre al `cudaMemcpy`:

```
cudaMemcpyAsync(dst, src, size, direzione,mioStream);  // vedremo poi che e' utile
```

Comandi per gli stream

Uno stream e' un oggetto di CUDA, per questo va dichiarato, alloccato, etc..

- `cudaStream_t mioStream;` dichiara una *handle* ad uno stream (il suo nome...)
- `cudaStreamCreate (mioStream);` e' una funzione che definisce lo stream
- `cudaStreamDestroy (mioStream);` e' una funzione fa due cose:
  1. Sincronizza l'host finche' lo stream non ha finito (ergo l'host non continua fino a che lo stream ha terminato l'esecuzione)
  2. deallocca lo stream

Lo stream e' il quarto parametro che si inserisce nelle triple angle brackets

```
mioKernel <<< miaGrid, mioBlocco, memoria_shared, mioStream >>(arg1, arg2);
```

L'oggetto "stream" puo' essere passato ad alcune CUDA API. Per esempio, esiste un altro modo di copiare la memoria oltre al `cudaMemcpy`:

```
cudaMemcpyAsync(dst, src, size, direzione,mioStream);  // vedremo poi che e' utile
```

Comandi per gli stream

Uno stream e' un oggetto di CUDA, per questo va dichiarato, alloccato, etc..

- `cudaStream_t mioStream;` dichiara una *handle* ad uno stream (il suo nome...)
- `cudaStreamCreate (mioStream);` e' una funzione che definisce lo stream
- `cudaStreamDestroy (mioStream);` e' una funzione fa due cose:
  1. Sincronizza l'host finche' lo stream non ha finito (ergo l'host non continua fino a che lo stream ha terminato l'esecuzione)
  2. deallocca lo stream

Lo stream e' il quarto parametro che si inserisce nelle triple angle brackets

```
mioKernel <<< miaGrid, mioBlocco, memoria_shared, mioStream >>(arg1, arg2);
```

L'oggetto "stream" puo' essere passato ad alcune CUDA API. Per esempio, esiste un altro modo di copiare la memoria oltre al `cudaMemcpy`:

```
cudaMemcpyAsync(dst, src, size, direzione,mioStream);  // vedremo poi che e' utile
```

Comandi per gli stream

Uno stream e' un oggetto di CUDA, per questo va dichiarato, alloccato, etc..

- `cudaStream_t mioStream;` dichiara una *handle* ad uno stream (il suo nome...)
- `cudaStreamCreate (mioStream);` e' una funzione che definisce lo stream
- `cudaStreamDestroy (mioStream);` e' una funzione fa due cose:
  1. Sincronizza l'host finche' lo stream non ha finito (ergo l'host non continua fino a che lo stream ha terminato l'esecuzione)
  2. deallocca lo stream

Lo stream e' il quarto parametro che si inserisce nelle triple angle brackets

```
mioKernel <<< miaGrid, mioBlocco, memoria_shared, mioStream >>(arg1, arg2);
```

L'oggetto "stream" puo' essere passato ad alcune CUDA API. Per esempio, esiste un altro modo di copiare la memoria oltre al `cudaMemcpy`:

```
cudaMemcpyAsync(dst, src, size, direzione,mioStream);  // vedremo poi che e' utile
```

cudaMemcpyAsync

Tutti gli informatici sanno che la memoria puo' essere:

- pageable: puo' essere spostata nella memoria virtuale
- page locked (pinned): **NON** puo' essere spostata nella memoria virtuale

Se la memoria e' alloccata (invece che con `cudaMalloc`) tramite `cudaHostAlloc()`, allora diventa page locked.

```
cudaHostAlloc( (void**)&host_a,
               FULL_DATA_SIZE * sizeof(int),
               cudaHostAllocDefault ) );      // memoria page locked

cudaMemcpyAsync( dev_a, host_a+i,             // copia asincrona
                 N * sizeof(int),
                 cudaMemcpyHostToDevice,      // direzione della copia
                 qualeStream ) );             // in quale stream va questo comando?
```

1. `cudaMemcpyAsync()` e' asincrono rispetto all'HOST (ergo non appena chiamato, l'host riprende e a lavorare)
2. `cudaMemcpyAsync()` e' (parzialmente) asincrono anche rispetto a CUDA, nel senso che puo' operare se nel frattempo un kernel di un altro stream sta gia' girando!

Giusto per ricordare:
cudaMemcpy invece e' **sincrono** sia rispetto all'HOST che rispetto a CUDA.

Esempi sugli stream

Vediamo come usare gli stream:

`S4158-cuda-streams-best-practices-common-pitfalls.pdf`

Attenzione allo stream 0!

- lo **stream 0** (quello di default) ha una sincronizzazione differente rispetto agli altri stream
- ovvero: tutti gli altri stream devono aspettare che finisca (a meno di avere costruito gli altri stream in modo particolare)
- se lancio vari kernel nel mio codice e, nel primo lancio di kernel, non metto il 4to ingresso nelle triple angle brackets, questo vuol dire che quel kernel e' automaticamente nello stream 0.
- lo stesso vale per le CUDA api che hanno come parametro **OPZIONALE** lo stream. Se non viene inserito questo parametro, CUDA accende lo **stream 0**, creando problemi a tutti gli altri stream!

Per esempio:

```
miokernel0 <<<miaGrid0, mioBlocco0, 0>>> (argomento0, 3)
miokernel1 <<<miaGrid1, mioBlocco1, 0, mioStream1>>>(argomento, altroArgomento);
miokernel2 <<<miaGrid2, mioBlocco2, 0, mioStream2>>>(argom, argomento);
```

Il primo kernel, sembra innocuo, ma in pratica, non avendo il quarto ingresso nelle `<<< >>>` appartiene allo **stream 0** e quindi "blocca" i kernel seguenti!

Attenzione allo stream 0!

- lo **stream 0** (quello di default) ha una sincronizzazione differente rispetto agli altri stream
- ovvero: tutti gli altri stream devono aspettare che finisca (a meno di avere costruito gli altri stream in modo particolare)
- se lancio vari kernel nel mio codice e, nel primo lancio di kernel, non metto il 4to ingresso nelle triple angle brackets, questo vuol dire che quel kernel e' automaticamente nello stream 0.
- lo stesso vale per le CUDA api che hanno come parametro **OPZIONALE** lo stream. Se non viene inserito questo parametro, CUDA accende lo **stream 0**, creando problemi a tutti gli altri stream!

Per esempio:

```
miokernel0 <<<miaGrid0, mioBlocco0, 0>>> (argomento0, 3)
miokernel1 <<<miaGrid1, mioBlocco1, 0, mioStream1>>>(argomento, altroArgomento);
miokernel2 <<<miaGrid2, mioBlocco2, 0, mioStream2>>>(argom, argomento);
```

Il primo kernel, sembra innocuo, ma in pratica, non avendo il quarto ingresso nelle `<<< >>>` appartiene allo **stream 0** e quindi "blocca" i kernel seguenti!

Attenzione allo stream 0!

- lo **stream 0** (quello di default) ha una sincronizzazione differente rispetto agli altri stream
- ovvero: tutti gli altri stream devono aspettare che finisca (a meno di avere costruito gli altri stream in modo particolare)
- se lancio vari kernel nel mio codice e, nel primo lancio di kernel, non metto il 4to ingresso nelle triple angle brackets, questo vuol dire che quel kernel e' automaticamente nello stream 0.
- lo stesso vale per le CUDA api che hanno come parametro **OPZIONALE** lo stream. Se non viene inserito questo parametro, CUDA accende lo **stream 0**, creando problemi a tutti gli altri stream!

Per esempio:

```
miokernel0 <<<miaGrid0, mioBlocco0, 0>>> (argomento0, 3)
miokernel1 <<<miaGrid1, mioBlocco1, 0, mioStream1>>>(argomento, altroArgomento);
miokernel2 <<<miaGrid2, mioBlocco2, 0, mioStream2>>>(argom, argomento);
```

Il primo kernel, sembra innocuo, ma in pratica, non avendo il quarto ingresso nelle `<<< >>>` appartiene allo **stream 0** e quindi "blocca" i kernel seguenti!

Attenzione allo stream 0!

- lo **stream 0** (quello di default) ha una sincronizzazione differente rispetto agli altri stream
- ovvero: tutti gli altri stream devono aspettare che finisca (a meno di avere costruito gli altri stream in modo particolare)
- se lancio vari kernel nel mio codice e, nel primo lancio di kernel, non metto il 4to ingresso nelle triple angle brackets, questo vuol dire che quel kernel e' automaticamente nello stream 0.
- lo stesso vale per le CUDA api che hanno come parametro **OPZIONALE** lo stream. Se non viene inserito questo parametro, CUDA accende lo **stream 0**, creando problemi a tutti gli altri stream!

Per esempio:

```
miokernel0 <<<miaGrid0, mioBlocco0, 0>>> (argomento0, 3)
miokernel1 <<<miaGrid1, mioBlocco1, 0, mioStream1>>>(argomento, altroArgomento);
miokernel2 <<<miaGrid2, mioBlocco2, 0, mioStream2>>>(argom, argomento);
```

Il primo kernel, sembra innocuo, ma in pratica, non avendo il quarto ingresso nelle `<<< >>>` appartiene allo **stream 0** e quindi "blocca" i kernel seguenti!

Attenzione allo stream 0!

- lo **stream 0** (quello di default) ha una sincronizzazione differente rispetto agli altri stream
- ovvero: tutti gli altri stream devono aspettare che finisca (a meno di avere costruito gli altri stream in modo particolare)
- se lancio vari kernel nel mio codice e, nel primo lancio di kernel, non metto il 4to ingresso nelle triple angle brackets, questo vuol dire che quel kernel e' automaticamente nello stream 0.
- lo stesso vale per le CUDA api che hanno come parametro **OPZIONALE** lo stream. Se non viene inserito questo parametro, CUDA accende lo **stream 0**, creando problemi a tutti gli altri stream!

Per esempio:

```
miokernel0 <<<miaGrid0, mioBlocco0, 0>>> (argomento0, 3)
miokernel1 <<<miaGrid1, mioBlocco1, 0, mioStream1>>>(argomento, altroArgomento);
miokernel2 <<<miaGrid2, mioBlocco2, 0, mioStream2>>>(argom, argomento);
```

Il primo kernel, sembra innocuo, ma in pratica, non avendo il quarto ingresso nelle `<<< >>>` appartiene allo **stream 0** e quindi "blocca" i kernel seguenti!

CUDA Events: misurare la velocita' di esecuzione

Per misurare la velocita' di esecuzione e' essenziale essere in grado di distinguere tra il tempo passato durante il calcolo parallelo e quello seriale del codice, per questo sono state implementate delle funzioni che chiamano i cosiddetti *CUDA Events*. Questi oggetti sono in pratica dei *timestamp* associati a delle azioni CUDA. Un evento e' un oggetto che va prima dichiarato

```
cudaEvent_t inizio, fine;          // dichiaro 2 eventi,l'inizio e la fine
cudaEventCreate( &inizio);         // creo l'evento, e' una sorta di inizializzazione
cudaEventRecord( inizio, 0);       // faccio partire l'evento

...

cudaEventRecord(fine, 0);          // parte l'evento fine?
cudaEventSynchronize( fine);       // serve per poter scrivere, altrimenti

cudaEventElapsedTime( &tempopassato, inizio, fine); // calcola quanto tempo e' passato

...
cudaEventDestroy(&start);
cudaEventDestroy(&fine);
```

- `cudaEventSynchronize()` serve per essere sicuri che tutti i thread abbiano finito di lavorare prima di leggere il timestamp. Il `cudaEventRecord(&fine)` e' asincrono, se non faccio la sincronizzazione, potrebbe essere che il codice da host che deve scrivere a video o su un file il valore del timestamp, possa scriverlo **prima** che l'evento sia finito realmente
- `cudaEventDestroy()` cancella l'evento in modo che non occupi memoria o crei errori
- gli eventi non vanno bene per misurare la CPU!

CUDA Events: misurare la velocita' di esecuzione

Per misurare la velocita' di esecuzione e' essenziale essere in grado di distinguere tra il tempo passato durante il calcolo parallelo e quello seriale del codice, per questo sono state implementate delle funzioni che chiamano i cosiddetti *CUDA Events*. Questi oggetti sono in pratica dei *timestamp* associati a delle azioni CUDA. Un evento e' un oggetto che va prima dichiarato

```
cudaEvent_t inizio, fine;         // dichiaro 2 eventi,l'inizio e la fine
cudaEventCreate( &inizio);        // creo l'evento, e' una sorta di inizializzazione
cudaEventRecord( inizio, 0);      // faccio partire l'evento

...

cudaEventRecord(fine, 0);         // parte l'evento fine?
cudaEventSynchronize( fine);      // serve per poter scrivere, altrimenti

cudaEventElapsedTime( &tempopassato, inizio, fine); // calcola quanto tempo e' passato

...
cudaEventDestroy(&start);
cudaEventDestroy(&fine);
```

- `cudaEventSynchronize()` serve per essere sicuri che tutti i thread abbiano finito di lavorare prima di leggere il timestamp. Il `cudaEventRecord(&fine)` e' asincrono, se non faccio la sincronizzazione, potrebbe essere che il codice da host che deve scrivere a video o su un file il valore del timestamp, possa scriverlo **prima** che l'evento sia finito realmente
- `cudaEventDestroy()` cancella l'evento in modo che non occupi memoria o crei errori
- gli eventi non vanno bene per misurare la CPU!

CUDA Events: misurare la velocita' di esecuzione

Per misurare la velocita' di esecuzione e' essenziale essere in grado di distinguere tra il tempo passato durante il calcolo parallelo e quello seriale del codice, per questo sono state implementate delle funzioni che chiamano i cosiddetti *CUDA Events*. Questi oggetti sono in pratica dei *timestamp* associati a delle azioni CUDA. Un evento e' un oggetto che va prima dichiarato

```
cudaEvent_t inizio, fine;         // dichiaro 2 eventi,l'inizio e la fine
cudaEventCreate( &inizio);        // creo l'evento, e' una sorta di inizializzazione
cudaEventRecord( inizio, 0);      // faccio partire l'evento

...

cudaEventRecord(fine, 0);         // parte l'evento fine?
cudaEventSynchronize( fine);      // serve per poter scrivere, altrimenti

cudaEventElapsedTime( &tempopassato, inizio, fine); // calcola quanto tempo e' passato

...
cudaEventDestroy(&start);
cudaEventDestroy(&fine);
```

- `cudaEventSynchronize()` serve per essere sicuri che tutti i thread abbiano finito di lavorare prima di leggere il timestamp. Il `cudaEventRecord(&fine)` e' asincrono, se non faccio la sincronizzazione, potrebbe essere che il codice da host che deve scrivere a video o su un file il valore del timestamp, possa scriverlo **prima** che l'evento sia finito realmente
- `cudaEventDestroy()` cancella l'evento in modo che non occupi memoria o crei errori
- gli eventi non vanno bene per misurare la CPU!

CUDA Events: misurare la velocita' di esecuzione

Per misurare la velocita' di esecuzione e' essenziale essere in grado di distinguere tra il tempo passato durante il calcolo parallelo e quello seriale del codice, per questo sono state implementate delle funzioni che chiamano i cosiddetti *CUDA Events*. Questi oggetti sono in pratica dei *timestamp* associati a delle azioni CUDA. Un evento e' un oggetto che va prima dichiarato

```
cudaEvent_t inizio, fine;         // dichiaro 2 eventi,l'inizio e la fine
cudaEventCreate( &inizio);        // creo l'evento, e' una sorta di inizializzazione
cudaEventRecord( inizio, 0);      // faccio partire l'evento

...

cudaEventRecord(fine, 0);         // parte l'evento fine?
cudaEventSynchronize( fine);      // serve per poter scrivere, altrimenti

cudaEventElapsedTime( &tempopassato, inizio, fine); // calcola quanto tempo e' passato

...
cudaEventDestroy(&start);
cudaEventDestroy(&fine);
```

- `cudaEventSynchronize()` serve per essere sicuri che tutti i thread abbiano finito di lavorare prima di leggere il timestamp. Il `cudaEventRecord(&fine)` e' asincrono, se non faccio la sincronizzazione, potrebbe essere che il codice da host che deve scrivere a video o su un file il valore del timestamp, possa scriverlo **prima** che l'evento sia finito realmente
- `cudaEventDestroy()` cancella l'evento in modo che non occupi memoria o crei errori
- gli eventi non vanno bene per misurare la CPU!

CUDA Events: misurare la velocita' di esecuzione

Per misurare la velocita' di esecuzione e' essenziale essere in grado di distinguere tra il tempo passato durante il calcolo parallelo e quello seriale del codice, per questo sono state implementate delle funzioni che chiamano i cosiddetti *CUDA Events*. Questi oggetti sono in pratica dei *timestamp* associati a delle azioni CUDA. Un evento e' un oggetto che va prima dichiarato

```
cudaEvent_t inizio, fine;         // dichiaro 2 eventi,l'inizio e la fine
cudaEventCreate( &inizio);        // creo l'evento, e' una sorta di inizializzazione
cudaEventRecord( inizio, 0);      // faccio partire l'evento

...

cudaEventRecord(fine, 0);         // parte l'evento fine?
cudaEventSynchronize( fine);      // serve per poter scrivere, altrimenti

cudaEventElapsedTime( &tempopassato, inizio, fine); // calcola quanto tempo e' passato

...
cudaEventDestroy(&start);
cudaEventDestroy(&fine);
```

- `cudaEventSynchronize()` serve per essere sicuri che tutti i thread abbiano finito di lavorare prima di leggere il timestamp. Il `cudaEventRecord(&fine)` e' asincrono, se non faccio la sincronizzazione, potrebbe essere che il codice da host che deve scrivere a video o su un file il valore del timestamp, possa scriverlo **prima** che l'evento sia finito realmente
- `cudaEventDestroy()` cancella l'evento in modo che non occupi memoria o crei errori
- gli eventi non vanno bene per misurare la CPU!

Occupancy

Cos'e' l'occupancy?

- un **warp** e' considerato attivo dal momento delle "partenza" del primo dei suoi thread alla fine del calcolo dell'ultimo dei thread.
- Si definisce **occupancy**:

$$\text{occupancy} = \frac{\text{warp attivi}}{\text{max teorica warp attivi}}$$

l'occupancy e' una misura della efficienza di un kernel, dipende da molti fattori:

- dalla struttura della grid e dei blocchi
- dall'uso delle memorie (shared, registri)
- dallo specifico kernel (p.es ci sono divergenze?)
- tra gli strumenti forniti da NVIDIA esiste l'occupancy calculator: `https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-occupancy-calculator/index.html` che ci aiuta nei lanci di kernel, dicendo la max occupancy ottenibile.
- Per fare debugging, si puo' usare *nvprof*: `https://devblogs.nvidia.com/cuda-pro-tip-nvprof-your-handy-universal-gpu-profiler/`

Occupancy

Cos'e' l'occupancy?

- un **warp** e' considerato attivo dal momento delle "partenza" del primo dei suoi thread alla fine del calcolo dell'ultimo dei thread.
- Si definisce **occupancy**:

$$\text{occupancy} = \frac{\text{warp attivi}}{\text{max teorica warp attivi}}$$

l'occupancy e' una misura della efficienza di un kernel, dipende da molti fattori:

- dalla struttura della grid e dei blocchi
- dall'uso delle memorie (shared, registri)
- dallo specifico kernel (p.es ci sono divergenze?)
- tra gli strumenti forniti da NVIDIA esiste l'occupancy calculator: `https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-occupancy-calculator/index.html` che ci aiuta nei lanci di kernel, dicendo la max occupancy ottenibile.
- Per fare debugging, si puo' usare *nvprof*: `https://devblogs.nvidia.com/cuda-pro-tip-nvprof-your-handy-universal-gpu-profiler/`

Occupancy

Cos'e' l'occupancy?

- un **warp** e' considerato attivo dal momento delle "partenza" del primo dei suoi thread alla fine del calcolo dell'ultimo dei thread.
- Si definisce **occupancy**:

$$\text{occupancy} = \frac{\text{warp attivi}}{\text{max teorica warp attivi}}$$

l'occupancy e' una misura della efficienza di un kernel, dipende da molti fattori:

- dalla struttura della grid e dei blocchi
- dall'uso delle memorie (shared, registri)
- dallo specifico kernel (p.es ci sono divergenze?)
- tra gli strumenti forniti da NVIDIA esiste l'occupancy calculator: `https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-occupancy-calculator/index.html` che ci aiuta nei lanci di kernel, dicendo la max occupancy ottenibile.
- Per fare debugging, si puo' usare *nvprof*: `https://devblogs.nvidia.com/cuda-pro-tip-nvprof-your-handy-universal-gpu-profiler/`

Occupancy

Cos'e' l'occupancy?

- un **warp** e' considerato attivo dal momento delle "partenza" del primo dei suoi thread alla fine del calcolo dell'ultimo dei thread.
- Si definisce **occupancy**:

$$\text{occupancy} = \frac{\text{warp attivi}}{\text{max teorica warp attivi}}$$

l'occupancy e' una misura della efficienza di un kernel, dipende da molti fattori:

- dalla struttura della grid e dei blocchi
- dall'uso delle memorie (shared, registri)
- dallo specifico kernel (p.es ci sono divergenze?)
- tra gli strumenti forniti da NVIDIA esiste l'occupancy calculator: `https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-occupancy-calculator/index.html` che ci aiuta nei lanci di kernel, dicendo la max occupancy ottenibile.
- Per fare debugging, si puo' usare *nvprof*: `https://devblogs.nvidia.com/cuda-pro-tip-nvprof-your-handy-universal-gpu-profiler/`

Occupancy

Cos'e' l'occupancy?

- un **warp** e' considerato attivo dal momento delle "partenza" del primo dei suoi thread alla fine del calcolo dell'ultimo dei thread.
- Si definisce **occupancy**:

$$\text{occupancy} = \frac{\text{warp attivi}}{\text{max teorica warp attivi}}$$

l'occupancy e' una misura della efficienza di un kernel, dipende da molti fattori:

- dalla struttura della grid e dei blocchi
- dall'uso delle memorie (shared, registri)
- dallo specifico kernel (p.es ci sono divergenze?)
- tra gli strumenti forniti da NVIDIA esiste l'occupancy calculator: `https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-occupancy-calculator/index.html` che ci aiuta nei lanci di kernel, dicendo la max occupancy ottenibile.
- Per fare debugging, si puo' usare *nvprof*: `https://devblogs.nvidia.com/cuda-pro-tip-nvprof-your-handy-universal-gpu-profiler/`

Occupancy

Cos'e' l'occupancy?

- un **warp** e' considerato attivo dal momento delle "partenza" del primo dei suoi thread alla fine del calcolo dell'ultimo dei thread.
- Si definisce **occupancy**:

$$\text{occupancy} = \frac{\text{warp attivi}}{\text{max teorica warp attivi}}$$

l'occupancy e' una misura della efficienza di un kernel, dipende da molti fattori:

- dalla struttura della grid e dei blocchi
- dall'uso delle memorie (shared, registri)
- dallo specifico kernel (p.es ci sono divergenze?)
- tra gli strumenti forniti da NVIDIA esiste l'occupancy calculator: `https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-occupancy-calculator/index.html` che ci aiuta nei lanci di kernel, dicendo la max occupancy ottenibile.
- Per fare debugging, si puo' usare *nvprof*: `https://devblogs.nvidia.com/cuda-pro-tip-nvprof-your-handy-universal-gpu-profiler/`

Occupancy

Cos'e' l'occupancy?

- un **warp** e' considerato attivo dal momento delle "partenza" del primo dei suoi thread alla fine del calcolo dell'ultimo dei thread.
- Si definisce **occupancy**:

$$\text{occupancy} = \frac{\text{warp attivi}}{\text{max teorica warp attivi}}$$

  l'occupancy e' una misura della efficienza di un kernel, dipende da molti fattori:

- dalla struttura della grid e dei blocchi
- dall'uso delle memorie (shared, registri)
- dallo specifico kernel (p.es ci sono divergenze?)
- tra gli strumenti forniti da NVIDIA esiste l'occupancy calculator: `https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-occupancy-calculator/index.html` che ci aiuta nei lanci di kernel, dicendo la max occupancy ottenibile.
- Per fare debugging, si puo' usare *nvprof*: `https://devblogs.nvidia.com/cuda-pro-tip-nvprof-your-handy-universal-gpu-profiler/`